

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD  
CATÓLICA DEL PERÚ**

**Escuela de Posgrado**



Extracción automática de terminología multilingüe empleada en  
la implementación de tecnologías de la información y las  
comunicaciones, aplicada a castellano e inglés

Tesis para obtener el grado académico de Maestro en Informática con  
mención en Ciencias de la Computación que presenta:

***Daniel Miguel Peralta Melgar***

Asesor:

***Félix Arturo Oncevay Marcos***

Lima, 2025

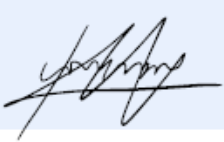
## Informe de Similitud

Yo, Félix Arturo Oncevay Marcos, docente de la Escuela de Posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor de la tesis titulada "Extracción automática de terminología multilingüe empleada en la implementación de tecnologías de la información y las comunicaciones, aplicada a castellano e inglés", de Daniel Miguel Peralta Melgar, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 12%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 28 de Enero del 2025.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de investigación, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha:

Londres, 29 de Enero del 2025

Apellidos y nombres del asesor / de la asesora: Oncevay Marcos, Félix Arturo	
DNI: 46440101	Firma
ORCID: <a href="https://orcid.org/0000-0001-7675-6208">https://orcid.org/0000-0001-7675-6208</a>	

## **Agradecimientos**

Agradezco mucho el gran apoyo brindado por Arturo Oncevay, con sus comentarios, ideas y dedicación como asesor. Agradezco también mucho a mi familia por su apoyo siempre.



## Resumen

Actualmente se observa una presión creciente sobre las organizaciones para implementar herramientas de Inteligencia Artificial y otros tipos de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones –TIC. Sin embargo, la rápida evolución de las TIC y la carencia de metodologías de implementación actualizadas en varios idiomas dificultan el avance.

El objetivo del presente trabajo es facilitar la actualización de las metodologías de implementación. Para esto se elaboran listas de términos, en castellano e inglés, para la implementación de dos tipos de TIC con la ayuda de varios modelos especializados en la Extracción Automática de Términos – EAT. Las listas de términos luego pueden ser usadas para afinar modelos de clasificación de textos, elaboración de resúmenes y traducción, que a su vez pueden ayudar en la actualización de las metodologías de implementación.

Las listas de términos fueron elaboradas mediante una metodología incremental, combinando el uso de modelos y revisiones manuales. Se probaron 5 modelos pre-entrenados de tipo BERT y uno XLNet con resultados superiores a los de investigaciones similares, apoyando la posibilidad de hacer EAT en temas e idiomas para los cuales se cuente con pocos datos de entrenamiento.

Se plantea una forma de medir la similitud entre listas de términos. Se observa que los corpus en diferentes idiomas sobre un mismo tema pueden tener enfoques diferentes, sugiriendo que el conocimiento se enriquecería si se tomaran como insumo juntas publicaciones en varios idiomas.

Una métrica propuesta para evaluar la capacidad de un modelo para identificar términos no vistos antes estaría mostrando que esta capacidad no dependería solamente de identificar palabras vistas anteriormente.

### Palabras clave:

Procesamiento de Lenguaje Natural, Aprendizaje automático, Extracción automática de términos, Transformers, Modelos multilingües, Implementación de TIC, Inteligencia Artificial, Computación en la Nube.

## Abstract

Currently, a growing pressure on organizations to implement Artificial Intelligence tools and other types of Information and Communication Technologies (ICT) is observed. However, the rapid evolution of ICTs and the lack of up-to-date implementation methodologies in several languages hinder progress.

The goal of this work is to make a contribution to facilitate the updating of implementation methodologies. To this end, lists of terms in Spanish and English are created for the implementation of two types of ICT using several models trained in Automatic Term Extraction (ATE). These lists of terms can later on be used to fine-

tune text classification, abstracting, and translation models, which in turn can help updating implementation methodologies.

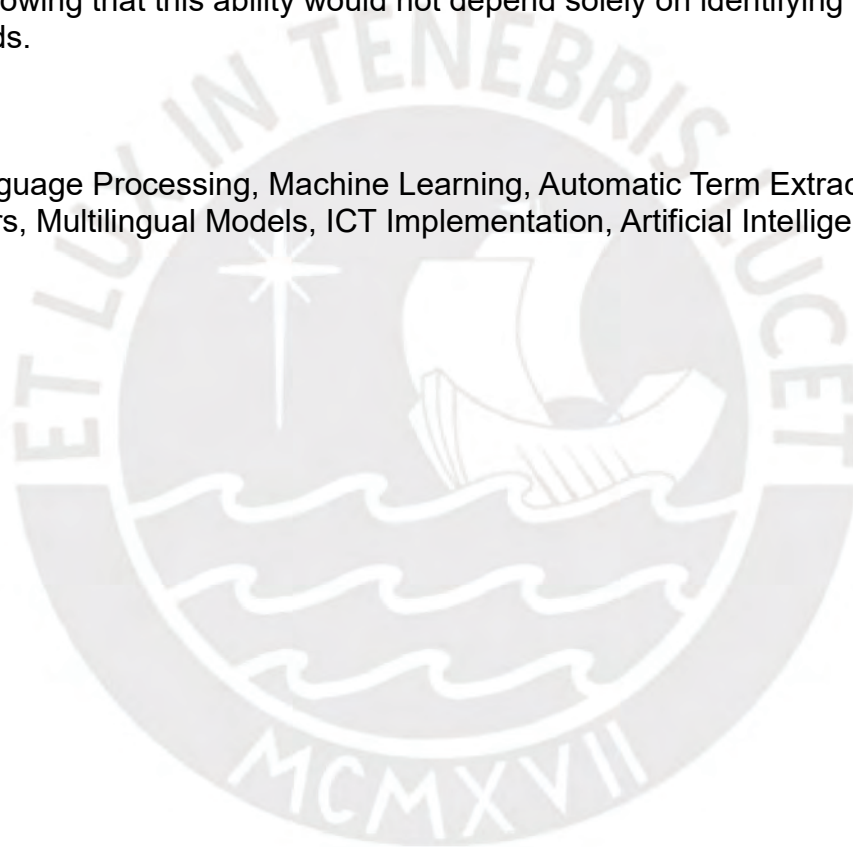
Term lists were created using an incremental methodology, combining the use of models and manual reviews. 5 pre-trained BERT models and one XLNet model were tested with results superior to previous research, providing support to the possibility of doing ATE in topics and languages for which there is little training data.

A method to measure the similarity between lists of terms is proposed. Experiments results indicate that corpora in different languages on the same topic could have different approaches, suggesting that knowledge would be enriched if publications in several languages were used together as sources.

A metric proposed to evaluate a model's ability to identify previously unseen terms would be showing that this ability would not depend solely on identifying previously viewed words.

**Keywords:**

Natural Language Processing, Machine Learning, Automatic Term Extraction, Transformers, Multilingual Models, ICT Implementation, Artificial Intelligence, Cloud Computing.



# ÍNDICE

	<b>Pág</b>
Resumen	iii
<b>1. Generalidades</b>	<b>1</b>
1.1. Introducción	1
1.2. Definición del problema	1
1.3. Justificación	3
1.4. Alcance	4
1.5. Viabilidad	5
1.6. Objetivos de la Investigación y Resultados esperados	6
<b>2. Marco Conceptual</b>	<b>7</b>
2.1. Conceptos introductorios	7
2.2. Etiquetado de términos: Protocolo, Clasificación y Repositorios	8
2.3. Clasificación automática de términos	9
<b>3. Marco Contextual</b>	<b>11</b>
<b>4. Literatura Relacionada</b>	<b>15</b>
<b>5. Metodología</b>	<b>18</b>
<b>6. Experimentación y Resultados</b>	<b>21</b>
6.1. Preparación de insumos	21
6.2. Construcción de Gold Standard y obtención de indicadores de desempeño	23
6.3. Propuesta de Gold Standard bilingüe de términos para implementación de TIC	29
6.4. Métrica para evaluar la capacidad de descubrimiento de términos nuevos	35
<b>7. Conclusiones, Recomendaciones y Posibles Pasos Futuros</b>	<b>38</b>
7.1. Conclusiones	38
7.2. Recomendaciones y Posibles Pasos Futuros	39
<b>Bibliografía</b>	<b>41</b>
<b>Anexos</b>	<b>43</b>
Anexo 1: Guía para la identificación y anotación manual de términos	43
Anexo 2: Cadenas de búsqueda empleadas para la recolección de artículos	44
Anexo 3: Gold Standards de términos finales	46
Anexo 4: Artículos y documentos usados para extracción de término	66

## Índice de Tablas

Tabla 1: Cantidad de Artículos publicados sobre Implementación de TIC entre 2020 y 2024	11
Tabla 2: Gold Standard Semilla producidos	22
Tabla 3: Modelos empleados en los experimentos	22
Tabla 4: Textos de entrada de los experimentos	23
Tabla 5: Muestra del Gold Standard de Implementación de IA en inglés	24
Tabla 6: Muestra del conjunto de entrenamiento de Implementación de IA en inglés	25
Tabla 7: Indicadores de desempeño del modelo CamemBERT en el proceso de construcción de los Gold Standard	26
Tabla 8: Indicadores de desempeño para Implementación de IA en inglés	27
Tabla 9: Indicadores de desempeño para Implementación de IA en castellano	27
Tabla 10: Indicadores de desempeño para Implementación de Computación en la Nube en inglés	28
Tabla 11: Similitudes promedios entre Gold Standards de Términos	33
Tabla 12: Similitudes promedios entre Gold Standards considerando solo Términos Técnicos	34
Tabla 13: Métrica de capacidad de descubrimiento para el Caso 1: Implementación de IA, en inglés	36
Tabla 14: Métrica de capacidad de descubrimiento para el Caso 2: Implementación de IA, en castellano	36
Tabla 15: Métrica de capacidad de descubrimiento para el Caso 3: Implementación de Computación en la Nube, en inglés	36

## Índice de Figuras

Figura 1: Clasificación de los términos identificados de un tema	8
Figura 2: Pasos seguidos para la obtención de un Gold Standard de términos y métricas de desempeño de modelos de clasificación de <i>tokens</i> .	19
Figura 3: Términos sobre implementación IA. Similitud de Términos en Inglés con Términos en Español	30
Figura 4: Términos sobre implementación IA. Similitud de Términos en Español con Términos en Inglés	30
Figura 5: Términos sobre implementación IA y Comp. en la Nube. Similitud de Términos en Inglés	31
Figura 6: Términos sobre implementación IA y Generación Eólica. Similitud de Términos en Inglés	31
Figura 7: Términos sobre implementación IA y Equitación. Similitud de Términos en Inglés	32
Figura 8: Similitudes promedio entre Gold Standard de términos de varios temas trabajados	32
Figura 9: Fórmula propuesta para un “ <i>Recall</i> de Descubrimiento” referida a términos no vistos en el entrenamiento	35

# 1. Generalidades

## 1.1. Introducción

La Extracción Automática de Términos – EAT –, consistente en identificar términos candidatos referidos a un tema de interés dentro de un corpus, es una tarea que ayuda a mejorar el desempeño de otras tareas de Inteligencia Artificial, como la clasificación de textos, la extracción de información, la generación de resúmenes y las traducciones. Esto lo logra gracias a que las listas de términos de referencia permiten entrenar mejor los modelos que se requiera para esas otras tareas (Tran et al., 2023).

En el presente trabajo se presenta una metodología incremental de aplicación de EAT para un caso concreto, se evalúa distintos tipos de modelos de IA empleados y se plantea las implicancias que tienen los resultados obtenidos.

Los avances en la EAT pueden repercutir positivamente en la capacidad de los especialistas de un determinado tema para asimilar el conocimiento que se va generando en una cantidad muy grande de publicaciones, que de otra manera serían muy difíciles de revisar en su totalidad. Este es el objetivo del presente estudio para el caso de la actualización de las metodologías para la implementación de Tecnologías de la Información y la Comunicación. Sin embargo, hay otras aplicaciones que también pueden beneficiarse, como la gestión del conocimiento de las organizaciones, la capacitación y la educación, que son áreas en las que hay un interés creciente por facilitar la asimilación del conocimiento que se va publicando.

La generación de listas de términos es una tarea que requiere participación humana y que en el futuro cercano probablemente permanecerá de esa manera. La mejora del componente automatizado de esa labor puede permitir importantes mejoras de eficiencia, y el beneficio es aún mayor cuando se facilita el procesamiento de información en diferentes idiomas, en los cuales puede haber escasez de material etiquetado.

## 1.2. Definición del problema

En los últimos años ha habido un rápido avance en las capacidades de las aplicaciones de Inteligencia Artificial - IA-, y también en el interés por aprovecharlas en las organizaciones<sup>1</sup>. De acuerdo a esta tendencia sería razonable esperar que la IA ayude a la difusión y desarrollo de otras Tecnología de la Información y Comunicaciones - TIC -, como las redes de cómputo, la computación en la nube, las telecomunicaciones, la robótica, etc. Esto debido a que los modelos de IA requieren de otros tipos de TIC para incorporarse a los procesos de las organizaciones para su aprovechamiento (Sculley et al., 2015).

---

<sup>1</sup> El crecimiento en el interés y diversidad de los requerimientos de TIC en las organizaciones pueden medirse por el aumento de la demanda de diversos especialistas en estos temas. El siguiente sitio Web muestra la tendencia de esta demanda: Occupational Outlook Handbook, Computer and Information Technology Occupations, <https://www.bls.gov/ooh/computer-and-information-technology/>

El incentivo para este desarrollo sería, en el caso de las empresas comerciales, seguir siendo competitivos, y en el caso de las organizaciones sin fines de lucro, dar un mejor servicio o lograr metas más ambiciosas.

No obstante el auge descrito, la implementación de las TIC aparentemente presenta dificultades. Por ejemplo, en el caso particular de la inteligencia artificial, su adopción viene siendo muy lenta en muchos países, incluso en los más desarrollados. Así tenemos que los mayores avances en el uso empresarial de IA vienen dándose en las empresas más grandes, pero aún en este grupo, salvo algunas aplicaciones específicas con gran dinamismo e inversión, la IA se utiliza en gran medida todavía de manera tentativa o para usos poco relacionados con la generación de valor (Team, 2022). Si nos enfocamos en el caso del Perú, la adopción de las TIC en general ha sido muy deficiente cuando se compara con otros países<sup>2</sup>.

No se tiene un consenso general sobre los aspectos que son relevantes para una adopción exitosa de algunas TIC (Tran et al., 2023). Existe una gran variedad de investigadores que plantean diferentes aspectos a tomar en cuenta, dependiendo de las características de cada organización y del tipo de TIC a implementar. Además, en un contexto de rápida evolución en las aplicaciones, es razonable asumir que se necesitará seguir desarrollando en el futuro varias metodologías para distintos tamaños y tipos de organización, o tipos de TIC a implementar, entre otros aspectos.

En otras palabras, la creación y mejora de metodologías de adopción de TIC será, probablemente, una necesidad constante en el futuro previsible. Al respecto, se requerirá el monitoreo de las experiencias que se vayan dando en el tiempo, por ejemplo, a través de la revisión de los casos publicados de adopción de TIC, para sintetizar lo que se puede aprender de ellos. Este monitoreo podrá ser en parte automatizado gracias al uso de herramientas de Procesamiento de Lenguaje Natural - PLN.

Algunas herramientas de PLN que son pertinentes para la tarea de ayudar en la actualización de las metodologías de implementación de las TIC son, por ejemplo, las que hacen detección de temas, extracción de información y preparación de resúmenes. Sin embargo, la eficiencia y confiabilidad de estas herramientas depende en gran medida de la calidad de los conjuntos de entrenamiento empleados, y un elemento importante para la preparación de un buen conjunto de entrenamiento es contar con una lista de términos referidos a un tema deseado que haya sido bien seleccionada y verificada.

La preparación de listas de términos referidas a un tema es en parte una labor manual, porque se requiere que personas expertas determinen qué términos son relevantes. Para esta tarea se puede utilizar también un tipo de herramienta de PLN llamada Extracción Automática de Términos - EAT. Esta facilita la identificación de términos en un corpus relacionado a un tema específico, proporcionando una lista de términos candidatos que luego son corregidos

---

<sup>2</sup> En una situación pre pandemia, que puede considerarse un referente estable y sin mayores cambios positivos desde entonces, el Perú ocupó el puesto 98 de 141 países en adopción de TIC, de acuerdo a The Global Competitiveness Report 2019, World Economic Forum. 2019

manualmente. Los términos extraídos son unidades de conocimiento en el campo específico investigado, que sirven posteriormente para tareas como las antes mencionadas (Tran et al., 2023).

Existe otro tipo de dificultad para el perfeccionamiento y difusión de metodologías de adopción de las TIC, que es el idioma. Muchas personas en varios países, como es el caso del Perú, no tienen un buen manejo del inglés, trayendo como consecuencia que tengan menos acceso directo a la literatura relacionada a la implementación de las TIC. Esto puede hacer incluso que estas personas se sientan relegadas. Además, en el sentido contrario, las experiencias exitosas de adopción de TIC en castellano o en otros idiomas, si no son traducidas, tienen menos probabilidades de ser tomadas en cuenta para el perfeccionamiento de nuevas metodologías que vayan surgiendo y difundándose. Para contrarrestar estos problemas sería de utilidad contar con herramientas de PLN eficientes en castellano y en otros idiomas (para extracción de información, generación de resúmenes, etc.) y también para traducciones fidedignas, para lo cual se necesitaría listas de términos en esos otros idiomas.

En pocas palabras, la presión por adoptar distintas TIC, en especial la IA, probablemente seguirá creciendo. La posibilidad de tener éxito en su adopción y aprovechamiento dependerá de contar con metodologías de implementación adecuadas para distintos tipos de empresas y tipos de aplicaciones. Estas metodologías siguen evolucionando rápidamente y un elemento que facilitaría la tarea de actualizarlas sería una lista de referencias de términos (también llamada Gold Standard de términos) específica para cada campo, porque permitiría el uso más eficiente de herramientas de PLN para identificar y extraer textos, hacer resúmenes, entre otros. Con listas de referencia en varios idiomas se podría tener, además, herramientas más precisas en esos otros idiomas y daría acceso a más personas.

El presente trabajo desarrolla la aplicación de la EAT para obtener una lista de términos de referencia multilingüe referida al campo de la implementación de algunos tipos de TIC.

### 1.3. Justificación

Se hizo una búsqueda de listas públicas de términos referidas a implementación o adopción de TIC en las organizaciones, sin embargo, solo se pudo encontrar algunos glosarios de tamaño limitado<sup>3</sup>. Las listas de términos que se requerirían para este fin deberían contar con varios cientos o unos pocos miles de entradas, como las que se ha empleado en el presente trabajo, referidas a temas distintos al de implementación de TIC, para el entrenamiento de los modelos y que son detalladas en la sección de Experimentación y Resultados.

---

<sup>3</sup> No se ha encontrado un repositorio público con términos referidos a implementación de TIC. No obstante, algunos ejemplos de listas cortas de términos encontradas, en este caso referidas a IA, pueden verse en: [www.coursera.org/resources/ai-terms](http://www.coursera.org/resources/ai-terms), [www.expert.ai/glossary-of-ai-terms/](http://www.expert.ai/glossary-of-ai-terms/), [utsouthwestern.libguides.com/artificial-intelligence/key-terms](http://utsouthwestern.libguides.com/artificial-intelligence/key-terms).

El presente trabajo busca generar, a manera de propuesta, una lista de términos de referencia, que sería un insumo para el proceso de perfeccionamiento de metodologías de adopción de TIC, mediante la selección más precisa sobre todo de los nuevos documentos que surjan sobre este tema, como estudios, noticias y artículos, y para la extracción y resumen eficiente de información de dichos documentos.

Un paso adicional importante en el desarrollo de recursos terminológicos es su ampliación a varios idiomas. La disponibilidad de terminología multilingüe, que es parte del presente trabajo, permitiría realizar traducciones más acertadas y de esta manera, empoderar a las personas que de otra manera podrían sentirse relegadas.

Existe una gran variedad de herramientas para hacer EAT. Las redes neuronales profundas, especialmente los modelos del tipo *Transformer*, vienen probando ser más efectivas que otras técnicas, aunque su uso no está muy difundido todavía en proyectos de EAT. Las herramientas para hacer EAT que se vienen utilizando durante más tiempo han sido las de atributos lingüísticos, los métodos estadísticos, los sistemas híbridos (lingüísticos, estadísticos), los modelos de aprendizaje automático no neuronal y las redes neuronales poco profundas (Tran et al., 2023).

En este contexto, el presente trabajo evaluará algunos de los modelos más recientes para hacer EAT de publicaciones referidas a casos de implementación de TIC, en particular para aplicaciones de IA y de computación en la nube, y los comparará usando varios indicadores de desempeño.

#### **1.4. Alcance**

El trabajo abarca la identificación manual de 127 artículos en inglés publicados en revistas indizadas, referidos a proyectos de implementación de Inteligencia Artificial y 49 referidos a implementación de computación en la nube. Se identificaron también 20 publicaciones académicas en castellano sobre implementación de aplicaciones de IA. Se ha encontrado que estas últimas son bastante más escasas que las publicaciones en inglés.

La labor en parte manual y en parte automatizada de identificar y depurar los términos de referencia se ha hecho hasta obtener 1,088 términos en inglés y 677 términos en castellano para implementación de aplicaciones de IA, y 939 términos para aplicaciones de computación en la nube. Sin embargo, luego de la experimentación con los modelos, se hizo una depuración manual final que permitió retirar algunos pocos términos en cada lista considerados poco relevantes. Se estima que esta depuración final no afecta los resultados obtenidos en los experimentos debido a que se trata de un porcentaje muy pequeño de términos.

Utilizando la metodología que se explica más adelante no ha sido necesario verificar todos los artículos disponibles para obtener la lista de términos, sino sólo los suficientes para llegar a las cifras indicadas. Las cantidades de términos

producidas en el presente trabajo son similares a las de las listas de términos producidas en otras investigaciones, por lo que se puede estimar que son suficientes para incluir la gran mayoría de términos relevantes. Sin embargo, en el caso de los términos en castellano, el número también es influido por la limitada cantidad de artículos disponibles. Debido a los importantes avances recientes en las TIC, los artículos seleccionados corresponden solamente a los años 2020 en adelante.

Para el trabajo manual de identificación y verificación de términos se ha seguido las consideraciones establecidas en una guía de identificación de términos (ver Anexo 1), la cual se ha elaborado de acuerdo a los lineamientos utilizados por otros investigadores en proyectos similares. El trabajo de identificación manual de términos fue hecho por una sola persona, a pesar que otros investigadores recomiendan que se utilicen más personas, debido a las restricciones de tiempo y presupuestales del presente estudio.

Las etiquetas aplicadas han sido las mismas que en los experimentos reportados anteriormente en el Proyecto TermEval 2020 (ver Literatura Relacionada) y que es explicada en la metodología. El nuevo etiquetado denominado NOBI, explicado en la sección de Literatura Relacionada, utilizado para reducir el problema de identificación de términos anidados, no fue aplicado a la investigación actual para hacer más comparables los resultados con los de investigaciones anteriores.

Se ha elegido, en lo posible, utilizar como fuente artículos de revistas indizadas porque se estima que estos contienen mayor cantidad de términos técnicos y especializados, en comparación con otros tipos de publicaciones que pudieran estar orientadas a un público muy amplio, al cual probablemente buscarían dirigirse con un lenguaje sencillo. En otras palabras, el vocabulario que pudiera encontrarse en textos dirigidos a un público amplio probablemente será un subconjunto de los términos empleados en artículos de revistas indizadas. De esta manera, los términos que se identifiquen en artículos de revistas indizadas serían de mayor cantidad y especificidad técnica. Esta fuente se usó con rigurosidad para textos en inglés, pero para textos en castellano se recurrió a documentos académicos de más fuentes. Esto se debe a la escasez de documentos en castellano para los temas estudiados en revistas indizadas.

## **1.5. Viabilidad**

El uso de redes neuronales profundas para la extracción automática de términos está todavía poco extendida. Sin embargo, en los últimos años han surgido varios estudios importantes y modelos documentados que han servido de base para el presente trabajo.

El tema seleccionado como objeto de los artículos procesados, es decir, la implementación de diferentes tipos de TIC en las organizaciones, es algo nuevo en el campo de la extracción automática de términos, y más aún en inglés y en castellano. Para salvar este vacío se tiene como apoyo la información reportada por diferentes investigadores, que encontraron que los modelos entrenados en

la extracción de términos de varios temas distintos y en varios idiomas, son más eficientes cuando son aplicados en un tema nuevo y un idioma nuevo, en comparación a que si no hubiesen sido entrenados previamente (Tran et al., 2024). En otras palabras, se ha observado una transferencia exitosa de capacidad de detección de términos. En ese sentido, se aprovechará modelos y corpus anotados en otros temas para lograr un mejor resultado en el tema tratado en el presente trabajo.

Para poder realizar la investigación planteada se cuenta además con acceso a artículos de revistas indizadas referidos al tema objetivo, así como a otros documentos académicos, tanto en inglés como en castellano.

## 1.6. Objetivos de la Investigación y Resultados esperados

### Objetivo principal

Construir una terminología en castellano e inglés, para la implementación de Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones (TIC) seleccionadas.

### Objetivos específicos

1. Construir un *corpus* parcialmente etiquetado para hacer EAT, en castellano e inglés, en el tema de implementación de TIC.

Resultados esperados:

- Corpus no etiquetado de casos de implementación de 2 tipos de TIC.
- Corpus parcialmente etiquetado (aproximadamente 5%).
- Guía para la identificación manual de términos.
- Gold Standard inicial de términos, en castellano y en inglés.

2. Hacer afinamiento (*fine-tuning*), en castellano e inglés, de por lo menos 2 tipos de modelos para EAT, reconocidos por su desempeño en publicaciones académicas, aplicándolos al tema de implementación de las TIC.

Resultados esperados:

- Dos tipos de modelo afinados para casos de implementación de TIC, en castellano y en inglés.
- Indicadores de desempeño de los modelos

3. Elaborar una propuesta de Gold Standard multilingüe de términos para casos de implementación de TIC.

Resultados esperados:

- Lista bilingüe de términos candidatos para el tema de implementación de las TIC, revisados manualmente.
- Comparación, mediante una métrica diseñada para ese propósito, de la similitud o divergencia de términos obtenidos con la ayuda de la EAT a partir de documentos en distintos idiomas, referidos a un mismo tema.

## 2. Marco Conceptual

### 2.1. Conceptos introductorios

A continuación se presenta una explicación detallada de algunos de los elementos más importantes que han servido para la presente investigación.

#### **Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN)**

El procesamiento de lenguaje natural es un sub-campo de la inteligencia artificial. Su principal objetivo es dotar a las computadoras, por medio del aprendizaje automático, de la capacidad de procesar datos expresados en lenguaje humano (lenguaje natural) para poder entenderlo y comunicarse. Está relacionado principalmente con la recuperación de información, la representación del conocimiento y la lingüística computacional, un sub-campo de la lingüística<sup>4</sup>.

#### **Término**

En Procesamiento de Lenguaje Natural, se refiere a una expresión lingüística típica de un campo especializado (Kageura & Umino, 1996). En otras palabras, es una palabra o conjunto de palabras que, dentro de un determinado texto, representa una unidad de conocimiento referida a un determinado tema.

#### **Extracción Automática de Términos (EAT)**

Es una tarea perteneciente al Procesamiento de Lenguaje Natural que facilita la identificación manual de términos de un corpus relacionado a un tema o dominio específico. Para este fin, la EAT proporciona una lista de términos candidatos (Tran et al., 2023). Se entiende que la versión final de la lista de términos que se desea obtener, debe pasar por una revisión manual. Es por esto que la etapa de extracción automática es una ayuda, pero actualmente no permite obtener una lista de términos finalizada.

Se tiene, por tanto, que la tarea de EAT es una tarea de clasificación.

#### **Gold Standard Corpus y Gold Standard de Términos**

Ambas acepciones se refieren a un estándar de referencia. En el caso del corpus, son textos en los que se ha etiquetado determinados elementos de acuerdo a los resultados que uno desea obtener y verificados manualmente. Para el caso de identificación de términos, la información etiquetada indica qué términos pertenecen a un tema. También puede, aunque no siempre, identificar si varios términos se refieren a un mismo concepto y qué términos, que parecen referirse a lo mismo, son distintos (Petkova, 2021).

---

<sup>4</sup> Adaptado de [www.ibm.com/es-es/topics/natural-language-processing](http://www.ibm.com/es-es/topics/natural-language-processing) y de [en.wikipedia.org/wiki/Natural\\_language\\_processing](https://en.wikipedia.org/wiki/Natural_language_processing)

El Gold Standard de Términos se refiere a una lista de términos relacionados a un tema dado. La lista puede además contener una etiqueta para cada término, indicando alguna característica específica, no solo si se trata de un término válido o no. Un ejemplo de esta tipología se explica más adelante.

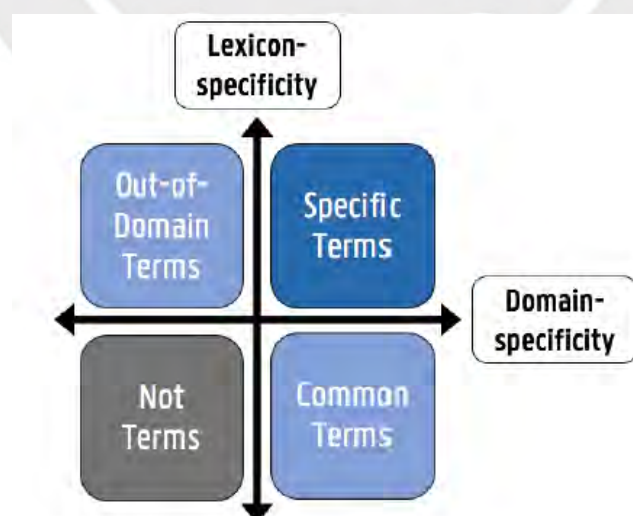
## 2.2. Etiquetado de términos: Protocolo, Clasificación y Repositorios

Un protocolo que es considerado como uno de los más apropiados en los últimos estudios para presentar términos etiquetados es el que se utilizó en la *Campagne d'Évaluation des Systèmes d'Acquisition des Ressources Terminologiques –CESART-* en 2006 (Campaña de Evaluación de Sistemas de Adquisición de Recursos Terminológicos) (Tran et al., 2023).

Este protocolo consiste en presentar un corpus de textos referidos a un tema y una lista de términos de referencia, los cuales pueden servir posteriormente para extraer otros términos del corpus con los cuales guarden una relación semántica. La lista de términos debe ser preparada manualmente por un grupo de personas previamente preparadas para la tarea (El Hadi, et.al. 2006.).

La clasificación manual de un término como perteneciente o no a un determinado tema, es una labor que puede ser en buena medida subjetiva, sujeta a interpretaciones. Un elemento que ayuda en la identificación de un término es tener una guía para distinguir diferentes tipos de término. Otra ayuda es conocer a qué campos pueden estar relacionados los términos que serán clasificados.

**Figura 1**  
*Clasificación de los términos identificados de un tema*



Tomado de Terry et al. A Gold Standard for Multilingual Automatic Term Ex.pdf, s/f

En la figura 1 se muestran 3 tipos de términos: los que son empleados particularmente por especialistas técnicos, los que están formados por palabras comunes y aquellos términos técnicos que son usados en varios temas.

La clasificación descrita es la que se utilizará en el presente trabajo por adecuarse a los fines de la investigación, sin embargo, existen otras clasificaciones de términos que son determinadas por el uso específico que se dará al corpus o por los requerimientos del repositorio al que se destinará el corpus anotado.

Con respecto a esto último, existen repositorios públicos de textos anotados, y uno muy utilizado es PubAnnotation<sup>5</sup>. Se trata de un repositorio de acceso libre, tanto para descarga de corpus completos como para acceder directamente a los datos a través de REST API. Aquellos que contribuyen con el repositorio mantienen los derechos sobre sus textos anotados, pero estos son compartidos inmediatamente.

PubAnnotations almacena las anotaciones en formato JSON. Estas anotaciones pueden indicar no solamente características de determinados términos, sino también relaciones entre términos o entre etiquetas<sup>6</sup>.

PubAnnotations también provee editores para hacer las anotaciones, pero existen otros editores disponibles cuyas características dependen del uso que se dará a las anotaciones<sup>7</sup>.

## 2.3. Clasificación automática de términos

### Pasos seguidos en la literatura clásica

Los pasos que tradicionalmente se han empleado para realizar EAT con Aprendizaje Automático Supervisado, hasta antes del uso de redes neuronales profundas han sido los siguientes (Tran et al., 2023):

1. Pre procesamiento.- Incluye Segmentación de oraciones, segmentación de palabras, *POS Tagging (Part of Speech Tagging)*.
2. Ingeniería de atributos (*Feature Engineering*).- Seguidamente se describe los términos candidatos a través de varias características. Por ejemplo, se puede anotar características lingüísticas como POS, NER, *Stopword*, etc., o características de forma, como longitud, si es alfanumérica, etc., o características estadísticas como TF-IDF, C-Value, etc.
3. Extracción de términos mediante un clasificador.- Finalmente un clasificador basado en aprendizaje automático recibe los atributos de los pasos anteriores para aprender de un conjunto de entrenamiento y usa ese conocimiento para hacer predicciones acerca de textos nuevos. Los clasificadores que reciben estas características, tradicionalmente han sido modelos basados en árboles de decisión, Random Forest, regresión logística, etc. Ejemplos de estos tipos de clasificadores pueden verse en Terry et al., 2021.

---

<sup>5</sup> <https://www.pubannotation.org/>

<sup>6</sup> <http://www.pubannotation.org/docs/annotation-format/>

<sup>7</sup> <https://pubannotation.org/editors>

Si bien estas características han permitido a los clasificadores obtener un mejor desempeño, el desarrollo de las redes neuronales profundas, y en particular de los modelos basados en BERT (Devlin et al., 2019) y XLNet (Yang et al., 2020) están obteniendo resultados comparables sin necesidad de anotaciones tan específicas como las indicadas.

### **Técnicas empleadas para EAT, en orden cronológico de uso**

Históricamente estas son las técnicas que se utilizaron para hacer la clasificación de términos:

1. Ingeniería de atributos.- Reglas manuales, tokenización, POS, lematización, etc.
2. Métodos estadísticos.- Termhood (frecuencia, C-Value), unithood (PMI, T-Score)
3. Híbridos de los 2 anteriores
4. Aprendizaje automático, hasta redes poco profundas
5. Redes neuronales profundas.- Basadas en Transformers (Vaswani et al., 2017). Estos últimos son los que están obteniendo los mejores resultados y son los que se emplearán en el presente trabajo.

### **Modalidades de clasificación de términos**

Los tipos de modelos que han sido empleados para las distintas modalidades de clasificación que se indican a continuación incluyen aquellos basados en redes neuronales profundas, como los tipo *Transformer* e incluso los Modelos de Lenguaje (Tran et al., 2023).

- a) Clasificadores de secuencia o binarios.- La entrada es una oración y un n-grama. La salida es la predicción si el n-grama es un término o no. La generación previa de n-gramas es computacionalmente muy demandante.
- b) Clasificadores de *tokens*.- La entrada es una oración y la salida es la clasificación de cada uno de los *tokens* de acuerdo a las siguientes categorías: i) es un término, ii) es parte de un término, o iii) no es un término. No requiere la generación previa de n-gramas. Para esta tarea se están usando modelos de lenguaje de tipo *Transformer*.
- c) Modelos generativos secuencia a secuencia.- Usados para generar resúmenes, traducciones o titulares.

### **Problemática de la aplicación de EAT**

Los proyectos de extracción de términos a menudo se encuentran con 2 dificultades importantes: i) Los conjuntos de textos (corpora) para un campo específico son a menudo pequeños, y ii) Los corpora etiquetados son escasos, especialmente para ciertos idiomas menos difundidos (Tran et al., 2023). Algunas posibles soluciones a la problemática descrita son:

- Aprendizaje multitemático.- El modelo es entrenado usando aquellos corpora de temas que cuentan con muchos datos etiquetados, y eso le da al modelo capacidad de clasificación de términos en el tema e idioma de interés. Luego, si fuese posible, se hace un afinamiento con el conjunto de datos disponibles en el tema deseado, aunque este sea pequeño y así se puede lograr *few-shot*

*learning* o *zero-shot learning* (Aprendizaje con pocos datos de entrenamiento o cero datos de entrenamiento) para resolver el problema de contar con pocos corpora etiquetados.

- Aprendizaje multilingüe.- Similarmente al caso multitemático, el entrenamiento se hace con abundantes datos etiquetados en un determinado idioma para transferir el conocimiento a otro idioma.
- El aprendizaje multitemático y multilingüe puede ser combinado para lograr un mejor desempeño del modelo.

### 3. Marco Contextual

Los términos relacionados a la implementación de TIC no están referidos únicamente a las TIC mismas. Los casos de implementación abordan varios campos debido a que estos hacen referencia a los factores que dificultan o facilitan la adopción de TIC en la organización.

En esta sección se describirá el tema que es objeto de la extracción de términos, es decir, la implementación de TIC. Esto permitirá ilustrar la problemática que se aborda con las metodologías que se desea impulsar.

Para empezar, las TIC son muy diversas y se hace necesario seleccionar aquellas que serán abordadas. La lista de TIC que se consideró como principales fueron: Inteligencia artificial, computación en la nube, telecomunicaciones, seguridad informática – ciberseguridad y administración de bases de datos. En cuanto a Internet de las Cosas, esta se puede considerar más aplicada a productos para la venta y sensores, no directamente que deba ser adoptado por las organizaciones en su conjunto o para su gestión, por lo que no se ha tomado en cuenta. Algo similar ocurre con la robótica. La automatización de determinadas funciones mediante aplicaciones, como puede ser la adopción de un sistema de planillas o de un ERP o un sistema para la administración de campañas de marketing, fue considerado como algo más maduro y cotidiano, y no se ahondó en estos temas.

Para efectos del presente estudio se eligió las 2 tecnologías sobre las que se ha escrito más artículos acerca de su implementación: Inteligencia Artificial – IA -, y Computación en la Nube.

**Tabla 1**

*Cantidad de Artículos publicados sobre Implementación de TIC entre 2020 y 2024*

Tipo de TIC	Nº de Artículos
Inteligencia artificial	2,073
Computación en la nube	342
Administración de Bases de datos	97
Seguridad informática – ciberseguridad	89
Telecomunicaciones	13

Nota.- Artículos registrados en Scopus. Actualizado al 26/6/2024. Las palabras usadas para la búsqueda se encuentran en el anexo 2.

## **Implementación de Inteligencia Artificial, de acuerdo a publicaciones en inglés.**

En un sentido amplio, algunos autores proponen que los factores importantes para una implementación exitosa de soluciones de IA corresponden a los ámbitos técnico, organizacional y cultural.

Además, la organización necesitará crear nuevos roles, como traductor entre IA y Negocios, científicos del datos, etc. Además deberán invertir en nuevas unidades, tales como “Fábricas de IA”. En ese escenario los gerentes tenderán a ser menos tomadores de decisiones y más curadores de portafolios de algoritmos y de flujos de datos (Ångström et al., 2023).

También se indica que los requerimientos para la adopción de IA son (Tariq & Abonamah, 2021):

- Que todos en la organización comprendan qué es IA y quieran usarla.
- Alinear los procedimientos del negocio y de IA implementando una gobernanza tecnológica apropiada.
- La capacitación del personal debe incluir información técnica acerca de soluciones tecnológicas e información de gestión del negocio para asegurar la aplicabilidad de las soluciones.

En otros estudios se da más detalle acerca del rol que tiene la cultura organizacional en la adopción de la IA. En ese sentido se argumenta que debe ayudar a incrementar los niveles de confianza en el uso de la IA, evaluando y mejorando la ética de las decisiones que son propuestas por los sistemas de IA, aunque se reconoce que esto no es fácil (Tursunbayeva & Chalutz-Ben Gal, 2024).

En el caso de la adopción de IA en las MIPYME, de acuerdo a encuestas realizadas por McKinsey (2019) y de Lorica and Nathan (2019), las dificultades de adopción pertenecen a los siguientes temas (Roa Baez y Igbekele, 2021):

- Falta de estrategia de IA.
- Falta de talento (recursos humanos adecuados).
- Los líderes no se apropian del tema.
- Falta de infraestructura tecnológica.
- Falta de disponibilidad de datos.

Como puede verse, los ámbitos técnico, organizacional y cultural son señalados en diversos grados y en diferente nivel de detalle pero no dejan de estar presentes en varios estudios.

## **Implementación de Inteligencia Artificial, de acuerdo a publicaciones en español.**

Para algunos autores, los pilares clave para implementación de IA son examinados en el ámbito de casos concretos. Por ejemplo, para el caso de la empresa P&G los puntos importantes fueron (Acedo Pérez, 2023):

- Los datos.- Consolidar la información. Facilitar su aprovechamiento.
- El talento.- Desarrollar y mantener el potencial humano. Aprovechar también socios y expertos externos.
- Las plataformas.- Aplicar y personalizar los algoritmos de la empresa a una amplia variedad de casos, en función de las circunstancias y datos particulares para crear valor.
- La confianza.- Crear un ambiente adecuado para que los mandos intermedios se sientan seguros de aplicar los algoritmos.

En el mismo contexto de casos de éxito, las barreras para la adopción de la IA que se detectaron fueron:

- Escasez de recurso humano.- Insuficiente cantidad de profesionales que reúnan titulación en análisis o ciencia de datos, conocimiento de lenguajes de programación y experiencia previa en IA. Se debe hacer capacitación inicial y posterior desarrollo de talento.
- Seguridad y privacidad de los datos.- Es imprescindible garantizar que los datos se recopilen y almacenen de manera segura, protegiéndolos contra accesos no autorizados, filtraciones, o brechas de seguridad. Se debe hacer cumplir las leyes y regulaciones sobre protección de datos.
- Resistencia al cambio.- Algunos trabajadores pueden sentirse preocupados de perder su trabajo, o no estar convencidos de que la IA les traerá beneficios, o pueden no estar dispuestos a adaptarse por los cambios que implica. Se requiere una comunicación clara, capacitación, participación, demostración de beneficios tangibles y apoyo continuo.

Otra autora se enfoca en algunos aspectos en común y otros diferentes en lo que respecta a los obstáculos que afronta una organización para integrar la IA a su estructura organizativa (Ramos García-Nates, 2024):

- Costos de implantación.- Analizar beneficios a largo plazo. Incluye los costos de adaptación a la cultura organizativa: crear conciencia en los empleados y mostrarles los beneficios.
- Gestión de los datos.- Garantía de disponibilidad y accesibilidad de los datos. Requiere medidas robustas para la gestión y almacenamiento.
- Ciberseguridad.- Necesidad de supervisión constante de los algoritmos y sistemas. Se debe proyectar posibles ataques y tomar medidas preventivas. Abarca la concientización y formación del personal.

En general, el enfoque que se le da a la adopción de IA en estos autores parece seguir una estructura más amplia que en el caso de los autores en inglés. Sin embargo, esto puede deberse a que las publicaciones no provienen de revistas indizadas, pues no se ha encontrado suficientes artículos de este tipo de revistas para la investigación.

## **Implementación de Computación en la Nube, de acuerdo a publicaciones en inglés.**

La Computación en la Nube es una tecnología más madura que la IA, y los trabajos sobre implementación reflejan esta situación.

La implementación de Computación en la Nube se refiere muchas veces a guiar la selección de la forma en que se desplegará su aplicación (nube pública, privada o híbrida), y la modalidad de uso de servicios en la nube que sea más apropiada, a saber: *Software as a Service (SaaS)*, *Platform as a Service (PaaS)*, *Infrastructure as a Service (IaaS)*.

Una propuesta de pasos a seguir para la selección de la nube más apropiada es (Zannou et al., 2023):

- Determinar los requerimientos de informática del negocio y los requerimientos de seguridad de los sistemas informáticos.
- Seleccionar el modelo de despliegue: nube pública, nube privada, nube híbrida. Para eso se toma en cuenta la importancia del nivel de seguridad que deben tener datos y la seguridad que puede ofrecer el proveedor servicios en la nube.
- Determinar los requerimientos de los sistemas informáticos, en el sentido de los requerimientos funcionales y no funcionales que tiene la organización, contrastándolo con la capacidad que cada forma de despliegue puede ofrecer.
- Seleccionar la modalidad de servicio de nube más conveniente a partir de los requerimientos anteriormente establecidos.

Sin embargo, desde un enfoque más amplio, otros autores indican que los determinantes de la implementación de Computación en la Nube pueden agruparse en (Chen et al., 2023):

- Contexto tecnológico.- Referido al nivel de seguridad que se requiere para los datos, compatibilidad de la Computación en la Nube con los procesos de negocio y la capacidad del personal de la organización para adoptar la nueva tecnología.
- Contexto organizacional.- Involucra el nivel de apoyo de la gerencia, la disponibilidad de recursos financieros y humanos, y la competencia del personal de informática
- Contexto ambiental.- Abarca la presión que recibe la organización de sus competidores para adoptar la nueva tecnología, si existe apoyo político, económico y social en el país realizar los cambios necesarios, capacidad de los proveedores de la organización para adaptarse a los cambios.

Algunos autores señalan además, que muchas veces el fracaso se debe a factores como falta de presupuesto, infraestructura inadecuada, resistencia al cambio, ansiedad tecnológica (expectativas inadecuadas), falta de conocimientos y capacitación inadecuada (Porkodi & Raman, 2024).

Es importante notar que los últimos grupos de factores podrían aplicarse a casos de adopción de otros tipos de TIC.

## 4. Literatura Relacionada

En la presente sección se describen elementos y experiencias de evaluación de diferentes tipos de modelos utilizados para hacer EAT.

### Proyecto TermEval 2020

El proyecto TermEval 2020 consistió en una plataforma para compartir con investigadores una base de datos denominada ACTER (*Annotated Corpora for Term Extraction Research*), de manera que se pudiera experimentar con extracción automática de términos con una base común y comparar el desempeño de diferentes estrategias y modelos. La base de datos sigue abierta y contiene textos sobre diferentes temas en varios idiomas y listas de términos de referencia (Terry et al., 2020).

Este proyecto es relevante porque se utilizará el mismo corpus para el presente estudio. El corpus ACTER fue creado en 2019 por Ayla Rigouts Terry, de la asociación LT3 Language and Translation Technology Team, de la universidad de Ghent. Su contenido ha ido evolucionando y la versión 1.2 es la que se utilizó en el proyecto TermEval 2020.

ACTER 1.2 contiene textos sobre 4 temas: Corrupción, equitación, generación de energía eólica y fallas cardíacas. Se tiene textos de estos temas en 3 idiomas: inglés, francés y neerlandés. Para cada tema e idioma se tiene alrededor de 50 mil *tokens* anotados. (Terry et al., 2020).

Las anotaciones incluyen, además de las palabras referidas al tema, nombres de entidades (*Named Entities*), que son nombres propios relacionados a los temas, que también pueden ser considerados como términos. Estos pueden ser nombres de personas, lugares, marcas, etc.

En total se tiene 107,048 términos anotados para todos los temas e idiomas, de los cuales, variando entre 5 mil y 14 mil términos por cada tema e idioma.

En la investigación participaron 5 equipos en uno, dos o los 3 idiomas. Las técnicas utilizadas para reconocer términos fueron diversas. Algunos equipos formularon sus listas de términos candidatos basándose en características especiales de las palabras, como su ausencia en diccionarios, uso de sufijos y si un término era seguido de su abreviación. También tomaron en cuenta métricas como TF-IDF, *termhood* y otras características estadísticas. Incluso un equipo recopiló el puntaje de relevancia de los términos candidatos en un motor de búsqueda. Varias de las características recopiladas fueron combinadas para obtener un puntaje final y proponer una lista de términos.

Dos de los equipos emplearon redes neuronales. Uno utilizó un modelo BERT como clasificador binario (explicado en el Marco Teórico), tomando como entrada los n-gramas posibles de cada oración, sin utilizar ninguna de las

características estadísticas de palabras tradicionales. Otro equipo usó un modelo de tipo LSTM bidireccional, combinado con word embeddings GloVe.

El equipo que obtuvo mejores resultados en inglés y en francés fue el que utilizó un clasificador binario tipo BERT, considerando los valores obtenidos de f1. Las métricas calculadas fueron precisión, *Recall* y f1, incluyendo y sin incluir nombres de entidades.

Otra de las conclusiones a la que llegó la investigación es que, aparentemente, ningún idioma es inherentemente más fácil o más difícil. El modelo basado en LSTM bidireccional con word embeddings GloVe quedó en último lugar. Siendo el segundo mejor modelo uno basado en características estadísticas, los investigadores recomendaron no dejar de trabajar con dichas características y combinarlas con los modelos de redes neuronales (Terry et al., 2020).

### **Mapeo sistemático acerca del uso de redes neuronales profundas para EAT**

En este estudio publicado en enero de 2023, se hizo énfasis en comparar el desempeño de los modelos basados en redes neuronales de tipo *Transformer* con respecto a otras tecnologías aplicadas a EAT (Tran et al., 2023).

El mapeo abarcó el análisis detallado de 112 estudios publicados en los últimos 30 años. Inicialmente se recolectaron 329 artículos de los cuales se descartaron aquellos que no contaban con suficiente información para la comparación de los modelos.

La comparación del desempeño de los modelos aplicados en los diferentes estudios se hizo utilizando la métrica F1, calculada sobre la base de los términos candidatos extraídos por cada modelo y el Gold Standard de términos del correspondiente tema o dominio. Además, todos los modelos fueron aplicados al corpus ACTER por ser este el más popular y actualizado, y porque está etiquetado sistemáticamente, de acuerdo a guías transparentes y actualizadas, abarcando varios idiomas y temas.

Las métricas usadas para la comparación fueron obtenidas de los estudios obtenidos en el mapeo y de los experimentos realizados por los propios autores del mapeo.

Los tipos de modelos comparados incluyeron, entre otros, los clásicos basados en aprendizaje automático con ingeniería de características (*feature engineering*), redes neuronales y una combinación de modelamiento de tópicos probabilístico (PTM) con factorización matricial no negativa (NMF o NNMF).

La conclusión fue que los modelos con mejor desempeño fueron los de tipo *Transformer* usados para clasificación de *tokens*. Además, los modelos multilingües se desempeñaron mejor que los monolingües. Se concluyó además, que la modalidad de *zero-shot learning* mostró un buen potencial para

extraer términos en idiomas y dominios que no han sido vistos antes por el modelo.

El estudio también menciona que un área de trabajo futuro puede ser la experimentación con modelos de lenguaje que se utilicen para EAT usando *prompting*. Esto se basa en que ya se han hecho experimentos con esta técnica en la tarea de reconocimiento de entidades (*Named Entity Recognition* - NER). El *prompting* elimina la necesidad de reemplazar los cabezales del modelo por un clasificador y se obtiene un buen desempeño en la modalidad *few-shot*. Sin embargo, hasta la fecha del mapeo no hubo muchos experimentos de esta técnica para hacer EAT.

### **Experimentos recientes con corpus multilingüe y multi-temático**

En una publicación de comienzos de 2024, experimentos realizados con ACTER validaron los hallazgos anteriores de que el entrenamiento con corpus en distintos idiomas y en distintos temas permite obtener un mejor desempeño que si el entrenamiento se hace en un solo idioma. Esto se probó con un modelo de tipo RoBERTa, denominado XLMR.

Pero además, cuando el entrenamiento se hace con conjuntos de textos escritos en varios idiomas y en varios temas, el desempeño del modelo al ser probado con un idioma que no ha sido visto antes es mejor que si el modelo es entrenado en un solo idioma y un solo tema (Tran et al., 2024).

En esta investigación se abordó también el problema de los términos anidados, que consiste en que cuando un término está formado por varias palabras éstas pueden ser términos por sí solas. En otras palabras, un término puede estar compuesto por varios términos. En la práctica se ha visto que muchos modelos tienden a identificar solo los términos más grandes. Para atacar esta deficiencia los investigadores presentaron una nueva forma de etiquetar los componentes de los términos, denominada NOBI, que permite mejorar la capacidad del modelo para extraer los términos pequeños anidados, mejorando el *Recall* y por tanto el F1 (Tran et al., 2024).

En el etiquetado NOBI, cuando se tiene un término formado por varios *tokens*, la etiqueta es diferente si el *token* puede ser por sí solo un término o no. En el etiquetado BIO (este es el etiquetado clásico usado en los experimentos anteriores con ACTER), cuando se aplica al mismo caso de un término formado por varios *tokens*, cada *token* sólo se registra como parte de un término, sin distinguir si éste podría ser un término por sí solo o no.

### **Requisitos para las personas encargadas de la clasificación manual de términos**

La Campaña de Evaluación de Sistemas de Adquisición de Recursos Terminológicos –CESART por su denominación en francés - presentó, en 2006, el protocolo para etiquetado de términos que está explicado en el Marco Teórico,

pero además mostró los resultados obtenidos con dos perfiles distintos de personas encargada de hacer el etiquetado manual de términos a los que denominaron evaluadores (El Hadi, et.al. 2006.).

La investigación se basó en un corpus referido a medicina. Dos de los evaluadores eran archivistas. Un tercer evaluador era doctor en medicina y en lingüística, con experiencia en documentación. Se encontró que los primeros 100 términos identificados por los archivistas tenían una correlación de Pearson de 95%, es decir, eran muy parecidos entre sí. La correlación bajaba a 78% y 80% al comparar los primeros 100 términos seleccionados por cada archiverista con respecto a los del doctor. Los términos seleccionados finalmente para el Gold Standard fueron los identificados por las 3 personas, es decir, ambos perfiles fueron adecuados para la tarea. Esta experiencia muestra que los evaluadores no necesariamente deben conocer a fondo el tema trabajado.

## 5. Metodología

La metodología está orientada a lograr el objetivo principal de construir una terminología en castellano e inglés, para la implementación de TIC. Para esto se requiere de modelos entrenados en la tarea de clasificación de términos en el tema de interés, que permitan obtener una lista de términos candidatos a partir de textos seleccionados. La lista de términos candidatos luego es revisada manualmente y así se puede obtener la terminología final. Esto se debe hacer para textos en castellano y en inglés.

Como producto de los experimentos se podrá:

- Hacer comparaciones entre las métricas de los modelos empleados para encontrar los de mejor desempeño.
- Analizar la relación que hay entre las listas de términos de referencia en castellano y en inglés pertenecientes a un mismo tema, que en adelante denominaremos Gold Standard de términos o sencillamente Gold Standard, considerando que provienen de fuentes en idiomas distintos, y analizar el grado de similitud obtenido.

Sin embargo, no se dispone de modelos de clasificación de términos entrenados en el campo de implementación de TIC. Tampoco se dispone de un corpus etiquetado que permita el entrenamiento de modelos en ninguno de los 2 idiomas planteados. Además, los textos de casos disponibles en castellano, que podrían ser etiquetados, son escasos.

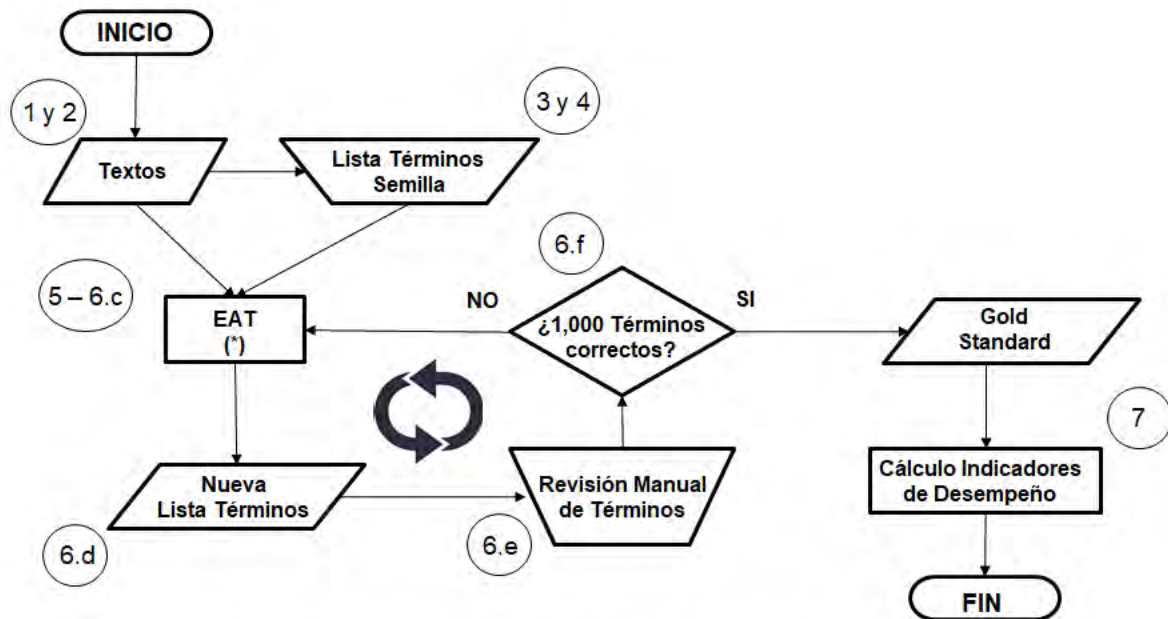
Para afrontar esta situación se hará *Transfer Learning* con un pre-entrenamiento multitemático y multilingüe. En otras palabras, la metodología buscará obtener modelos de buen desempeño entrenándolos inicialmente en temas distintos al deseado, y el entrenamiento en inglés, con el que se dispone de más textos, servirá para entrenar los modelos que clasificarán términos en castellano. La efectividad de este tipo de estrategia ha sido reconocida por varios investigadores (Tran et al., 2023).

Con la finalidad etiquetar los textos referidos a los temas buscados, se requiere un Gold Standard, y para facilitar su construcción se utilizará una combinación de acciones manuales y automatizadas, como se describe en la metodología.

Los primeros 7 pasos de la metodología se ilustran en la figura 2 siguiente.

**Figura 2**

*Pasos seguidos para la obtención de un Gold Standard de términos y métricas de desempeño de modelos de clasificación de tokens.*



(\*) Modelos pre-entrenados en campos distintos al de Implementación de TIC metodología.

la

A continuación se detalla todos los pasos de la metodología:

- 1) Obtener un corpus conteniendo textos referidos a diferentes temas y sus respectivos Gold Standard de términos. Este corpus servirá para pre-entrenar modelos en la tarea de clasificación de *tokens*.
- 2) Recopilar textos, en castellano e inglés, referidos a casos de implementación de TICs, tomando como fuente revistas indizadas para el caso de textos en inglés. Debido a la escasez de documentos especializados en este tema en castellano, la búsqueda de textos académicos en este idioma se hará no solamente en revistas indizadas. El primer tipo de TIC con el que se trabajará será Inteligencia Artificial.
- 3) Elaborar una guía para la clasificación manual de términos. Establecer, de acuerdo a las experiencias de otras investigaciones, los lineamientos que debe seguir un árbitro humano para clasificar las palabras de un texto.
- 4) Elaborar manualmente una lista preliminar, de tamaño reducido, de términos referidos a implementación de TIC, a la cual denominaremos Gold Standard Semilla. Para esto se revisará una parte de los textos recopilados y se

elaborará manualmente la lista de términos con la ayuda de la guía descrita en el paso anterior. La proporción de textos a revisar para esta etapa será alrededor de 4%.

- 5) Seleccionar 2 tipos de modelo cuya efectividad para hacer EAT haya sido probada por varios autores y obtener modelos de estos tipos, que hayan sido pre-entrenados en la tarea de clasificación de *tokens*.
- 6) Construir un Gold Standard de términos y hacer fine tuning de los modelos:
  - a. Seleccionar uno de los modelos que haya tenido buen desempeño en otras investigaciones, para hacer la construcción del Gold Standard.
  - b. Construir un conjunto de entrenamiento a partir de los textos disponibles para cada tema y los Gold Standard correspondientes a cada uno de ellos. En el caso del tema de implementación de TIC se usará el Gold Standard semilla. Un programa puede construir automáticamente este conjunto conteniendo una etiqueta para cada palabra. Las etiquetas indican si una palabra es parte de un término o no.
  - c. Afinar el modelo seleccionado (hacer *fine tuning*) con el conjunto de entrenamiento, referido a los 3 temas distintos adicionales y a la implementación de TIC.
  - d. Con el modelo afinado, hacer inferencia sobre los textos de Implementación de TIC para obtener predicciones y obtener una nueva lista de términos candidatos.
  - e. Revisar manualmente la nueva lista de términos para obtener un nuevo Gold Standard más grande.
  - f. Repetir los pasos anteriores empleando el Gold Standard que se va perfeccionando hasta tener alrededor de 1,000 términos verificados para el caso de textos en inglés y 600 términos para el caso de textos en castellano. Como se explicó anteriormente esta diferencia se debe a la poca disponibilidad de textos en castellano. La verificación manual de cada versión del Gold Standard debe ser hecha empleando la misma guía utilizada desde el principio.
- 7) Evaluación del desempeño de los modelos: Con el Gold standard de términos final del paso anterior, construir nuevamente el conjunto de entrenamiento, reservando una parte de los textos de implementación de TIC para Test. Hacer el afinamiento de todos los modelos seleccionados, no solo el modelo empleado para la construcción del Gold Standard, y usar el conjunto de Test para obtener métricas de precisión, recall y F1 para todos ellos.
- 8) Replicar los pasos anteriores para los textos en castellano, usando los textos en inglés como parte del conjunto de entrenamiento para hacer el afinamiento de los modelos.
- 9) Aplicar los pasos anteriores a textos referidos a una segunda TIC. Usar los textos referidos a la TIC anterior en el conjunto de entrenamiento.
- 10) Comparar la similitud de los Gold Standard finales en castellano y en inglés para cada TIC:
  - a. Traducir el Gold Standard en castellano a inglés. Es relevante tomar en cuenta que muchos términos referidos a TIC tienen su origen en el inglés. Las traducciones al español pueden ser diversas, mientras que las versiones en inglés pueden ser más ampliamente compartidas (o

estandarizadas). Por esa razón se ha elegido como idioma de comparación el inglés.

- b. Para cada término del Gold Standard en inglés, que es más numeroso, calcular la similitud con cada uno de los términos del Gold Standard traducido del castellano, y encontrar el término más cercano.
- c. El resultado será el Gold Standard en inglés con sus correspondientes términos más cercanos del Gold Standard en español traducido al inglés.

11) Como paso final se podrá analizar las métricas obtenidas para todos los modelos en todos los casos y las similitudes encontradas en los Gold Standard para obtener conclusiones.

## 6. Experimentación y Resultados

### 6.1. Preparación de insumos

A continuación se describe el resultado de la aplicación de los pasos 1 a 5 de la metodología.

- **Corpus para afinamiento de modelos** (Paso 1 de la metodología)

El corpus elegido para el afinamiento de los modelos de EAT fue ACTER (Annotated Corpora for Term Extraction Research), descrito en la sección sobre Literatura Relacionada (Terry et al., 2020). Los textos de ACTER utilizados están solamente en inglés. Este corpus no contiene textos en español. Sin embargo, se empleará la versión 1.4 que es muy parecida a la versión 1.2 descrita anteriormente.

Los temas de ACTER empleados en el afinamiento de los modelos son:

- Equitación
- Corrupción
- Generación eólica

- **Guía para la clasificación de términos** (Paso 3 de la metodología):  
Contiene definiciones de 3 tipos de términos y de entidades nombradas para que una persona pueda reconocerlos, además de otras consideraciones como las reglas para etiquetar términos que contienen varias palabras. Estas reglas se basan en otras similares empleadas por otros investigadores, tal como se indica en la referencia correspondiente. La guía encuentra en el Anexo 1.

- **Recopilación de textos sobre implementación de TIC y Gold Standard Semilla** (Pasos 2 y 4 de la metodología)

Las fuentes de artículos recopilados para cada tema fueron las siguientes:

- Implementación de IA en inglés.- Recolectados a través de SCOPUS, entre el 27 y 29 de abril de 2024.
- Implementación de IA castellano.- Recolectados a través de Google Académico, entre el 18 y 22 de mayo de 2024.

- Implementación de Computación en la nube.- Recolectados a través de SCOPUS y Science Direct, el 27 mayo de 2024.

Las cadenas de búsqueda usadas para la recolección de artículos se muestran en el Anexo 2.

La tabla 2 muestra las principales características de los Gold Standard –GS- semilla elaborados manualmente.

**Tabla 2**  
*Gold Standard Semilla producidos*

	<b>Gold Standard 1</b>	<b>Gold Standard 2</b>	<b>Gold Standard 3</b>
<b>Tema</b>	Implementación de IA	Implementación de IA	Implementación de Comp. en la Nube
<b>Idioma</b>	Inglés	Castellano	Inglés
<b>Nº de Artículos totales recopilados</b>	127	20	49
<b>Nº de Artículos revisados totalmente para elaborar GS semilla</b>	5	2	3
<b>Porcentaje de artículos usados para GS semilla</b>	4%	10%	6%
<b>Nº de términos del GS semilla</b>	306	253	196

La extracción manual de los términos se hizo siguiendo los lineamientos contenidos en la Guía para la Clasificación de Términos.

- **Selección de modelos para experimentación** (Paso 5 de la metodología)

Los siguientes modelos fueron obtenidos de Hugging Face (Ver Tabla 3). Todos son modelos pre-entrenados en la tarea de reconocimiento de entidades (Named Entity Recognition – NER)

**Tabla 3**  
*Modelos empleados en los experimentos*

<b>N</b>	<b>Nombre</b>	<b>Idioma de pre entrenamiento</b>	<b>Tipo de arquitectura</b>	<b>Referencias</b>
1	CamemBERT	Francés	BERT	(Martin et al., 2020)
2	RoBERTa	Inglés	RoBERTa	(Liu et al., 2019)
3	XLNet	Inglés	XLNet	(Yang et al., 2020)
4	BETO	Español	BERT	(Cañete et al., 2023)
5	BERT-BNE	Español (Biblioteca Na-	RoBERTa	(Gutiérrez-

		cional de España)		Fandiño et al., 2022)
6	BERT Multilingüe	107 idiomas, incluyendo inglés y español	BERT	(Devlin et al., 2019)

Nota 1.- Todos los modelos, pre-entrenados, fueron obtenidos de Hugging Face.

Nota 2.- Todos los modelos se basan en una arquitectura tipo BERT (*Denoising Autoencoder*), excepto el modelo XLNet (mezcla de *Autoregressive* y *Denoising Autoencoder*).

## 6.2. Construcción de Gold Standard y obtención de indicadores de desempeño

A continuación se describe la aplicación de los pasos 6 y 7 de la metodología.

- **Modelo elegido para el proceso de construcción del Gold Standard: CamemBERT**

Se eligió este modelo porque mostró un buen desempeño en los experimentos realizados recientemente con el corpus ACTER por varios grupos de investigadores, y porque su entrenamiento original fue hecho en francés, que es un idioma cercano al castellano (pertenecen a la misma subfamilia lingüística). Esto le podría dar una ventaja al hacer la construcción del Gold Standard semilla en castellano.

- **Construcción del conjunto de entrenamiento**

a) Textos de entrada.- En el caso de los textos provenientes de ACTER, estos están disponibles en archivos de texto, de acuerdo a las cantidades y tamaño indicados en la Tabla 4. Los artículos referidos a la implementación de las TIC fueron obtenidos en formato PDF y luego procesados para extraer su contenido en archivos de texto, obteniendo un archivo por página. De estos últimos se eliminaron caracteres especiales, direcciones de correo, URLs, entre otros. La lista de los artículos utilizados se encuentra en el Anexo 4.

**Tabla 4**

*Textos de entrada de los experimentos*

Tema	Idioma	Tamaño	Nº Archivos
Implementación IA	Inglés	9 MB	2,192
Computación en la nube	Inglés	3.1MB	795
Equitación (ACTER)	Inglés	299 KB	34
Corrupción (ACTER)	Inglés	298 KB	12
Generación eólica (ACTER)	Inglés	308 KB	5
Implementación IA	Castellano	1.5 MB	762

Nota.- El número de archivos, en el caso de los textos extraídos de artículos, corresponde al número de páginas utilizadas de esos artículos.

Los Gold Standard en todos los casos son archivos de texto, de valores separados por tabulaciones. A continuación se presenta una muestra.

**Tabla 5**

*Muestra del Gold Standard de Implementación de IA en inglés*

<b>Término</b>	<b>Etiqueta</b>
adoption management	ott
adoption performance	tc
adoptions	tc
advisory	tc
AI	te
AI algorithm	te
AI application	te

Leyenda: te = Término técnico perteneciente al tema (específico)  
 tc = Término común perteneciente al tema  
 ott = Término técnico que es usado en otros temas y en el actual

- b) Conjunto de entrenamiento.- Los textos y los Gold Standard son utilizados como insumo para elaborar un conjunto de entrenamiento de acuerdo a los siguientes pasos:
- i. Para cada tema (para el primer caso los temas son los tomados de ACTER - equitación, corrupción, generación eólica - e Implementación de IA en inglés), se lee cada archivo de texto disponible.
  - ii. Cada texto es dividido en oraciones.
  - iii. Para cada oración se crea una plantilla de etiquetas, que es una cadena de caracteres "O" (la "O" significa que no se trata de un término) con una longitud igual al número de palabras de la oración.
  - iv. Con cada oración se verifican todos los términos del Gold Standard de su tema correspondiente, para detectar todos los términos que estén contenidos en la oración.
  - v. En caso de encontrar que un término está contenido en la oración, se modifican los caracteres de etiquetas de la oración, indicando en la posición correspondiente dentro de la oración, si una palabra es el comienzo de un término ("B"), o si es la continuación de un término ("I").
  - vi. Al terminar la generación de todas las plantillas de etiquetas de los textos de un tema, se crea una lista de todas las palabras de todos los textos de ese tema, que además contiene la etiqueta correspondiente a esa palabra y un índice que corresponde a un número consecutivo asignado a la oración en la que se encuentra la palabra. Este es el conjunto de entrenamiento. En la Tabla 6 se tiene una muestra del conjunto de entrenamiento.

El primer Gold Standard de términos utilizado en el proceso es el Gold Standard semilla, que se crea manualmente. En la sección siguiente se explica cómo se mejoró este Gold Standard y posteriormente cómo se

utilizó la versión perfeccionada para evaluar el desempeño de los distintos modelos seleccionados.

**Tabla 6**

*Muestra del conjunto de entrenamiento de Implementación de IA en inglés*

Oración	Palabra	Etiqueta
7000	and	O
7000	business	B
7000	analytics	I
7000	he	O

Nota: Columna 1: Identificador de la oración  
Columna 2: palabra de la oración  
Columna 3: Etiqueta de la palabra.  
“B” comienzo de un término  
“I” continuación de un término  
“O” no es un término

- **Construcción del Gold Standard perfeccionado**

Una vez que se obtuvo el conjunto de entrenamiento, se hizo el afinamiento del modelo elegido para la construcción del Gold Standard. Para el afinamiento se aplicaron pesos a los datos de entrada para compensar la diferencia en la cantidad de etiquetas de cada valor. Esto se hizo con el utilitario `class_weight` de `scikit learn`. El afinamiento de cada uno de los modelos se hizo con la ayuda del módulo `NERModel` de la biblioteca `simpletransformers`, que facilita el uso de los modelos disponibles en `Hugging Face` utilizados en el presente trabajo<sup>8</sup>.

El afinamiento fue probado con 4, 10 épocas y con 20 épocas. Finalmente se utilizó solamente 20 épocas que permite tener un balance entre un buen resultado y un tiempo de procesamiento manejable.

La cantidad deseada de términos del Gold Standard se logró con 2 iteraciones, es decir, se tuvieron 3 versiones del Gold Standard, siendo la primera la versión semilla y la tercera la versión final. Luego de cada iteración se revisó manualmente los términos generados para tener la nueva versión de la lista de términos.

A continuación se muestra el desempeño del modelo `CamemBERT` con cada versión del Gold Standard en todos los experimentos.

---

<sup>8</sup> El código para la generación del conjunto de entrenamiento, el entrenamiento de los modelos y la obtención de métricas se desarrolló tomando como base los ejemplos sobre extracción de terminología del corpus ACTER publicados en GitHub: <https://github.com/honghanhh/terminology-extraction>

**Tabla 7**

*Indicadores de desempeño del modelo CamemBERT en el proceso de construcción de los Gold Standard*

Caso:	Implementación IA, inglés		
Nº Términos GS	306	727	1089
Precision	41.37	67.62	73.03
Recall	55.56	71.73	72.7
F1	47.43	69.47	72.86
Caso:	Implementación IA, castellano		
Nº Términos GS	253	377	677
Precision	29.25	52.22	54.91
Recall	71.34	75.18	74.75
F1	41.49	61.63	63.31
Caso:	Implementación Comp. en la Nube, inglés		
Nº Términos GS	196	580	939
Precision	19.13	50.04	81.78
Recall	78.95	92.19	76.55
F1	30.8	65.17	79.08

Leyenda: GS = Gold Standard

Nota.- En cada proceso de afinamiento del modelo se emplearon 20 épocas

### Observaciones

- En todos los casos hay una evolución positiva y notoria de la precisión, es decir se incrementa la confiabilidad de que un término elegido realmente pertenece al tema. En este sentido es una medida de la calidad de predicción del modelo.
- El Recall tiene un comportamiento menos claro. Esto podría atribuirse al hecho de que se trata de un modelo pre-entrenado en la detección de entidades y por lo tanto, el modelo propone una buena cantidad de términos candidatos, aun cuando al principio muchos de ellos terminen no siendo términos del tema buscado. El Recall está asociando a la cantidad de términos identificados aun cuando estos terminen no siendo correctos.

- **Afinamiento de todos los modelos y obtención de métricas de desempeño**

Los casos trabajados con Extracción Automática de Términos fueron:

- Implementación de Inteligencia Artificial en inglés
- Implementación de Inteligencia Artificial en castellano
- Implementación de Computación en la Nube en inglés

En cada caso se utilizó la versión final del Gold Standard obtenido en la etapa anterior.

El entrenamiento fue acumulativo. En el caso (i) se usaron los textos de ATCER y los propios de este caso. Para el caso (ii) solo se usaron los textos del mismo caso (en castellano), y en el caso (iii) se usaron los textos del caso (i) y los propios de este caso.

En esta etapa se utilizaron 20 épocas para poder tener tiempos razonables de experimentación. El tiempo de afinamiento de los modelos varió entre 1 hora 10 minutos a 3 horas 20 minutos para XLNet. El mayor tiempo empleado por XLNet puede explicarse por el algoritmo que utiliza, que consiste en generar y probar todas las permutaciones posibles de las palabras de cada oración.

A continuación se muestran las métricas obtenidas.

**Tabla 8**  
*Indicadores de desempeño para Implementación de IA en inglés*

Modelo	Camembert	Roberta	XLNet	BETO	Biblioteca Nac.	BERT
					España	104 idiomas
Epocas	20	20	20	20	BNE	BERT Multil.
Precision	73.03	67.72	73.12	73.06	68.9	69.62
Recall	72.7	69.47	72.33	68.35	57.17	72.57
F1	72.86	68.58	72.72	70.63	62.49	71.06

**Tabla 9**  
*Indicadores de desempeño para Implementación de IA en castellano*

Modelo	Camembert	Roberta	XLNet	BETO	Biblioteca Nac.	BERT
					España	104 idiomas
Epocas	20	20	20	20	BNE	BERT Multil.
Precision	54.91	56.29	52.62	39.33	59.6	49.85
Recall	74.75	74.63	72.93	78.76	73.55	79.75
F1	63.31	64.18	61.13	52.46	65.84	61.35

**Tabla 10**

Indicadores de desempeño para Implementación de Computación en la Nube en inglés

Modelo	Camembert	Roberta	XLNet	BETO	Biblioteca Nac.	BERT
					España	104 idiomas
Epocas	20	20	20	20	20	20
Precision	81.78	74.54	75.74	81.96	79.62	79.26
Recall	76.55	73.35	78.91	74.5	66.53	78.68
F1	79.08	73.94	77.29	78.05	72.49	78.97

### Observaciones

- Mejor desempeño.- Los resultados finales no muestran un modelo que sea significativamente superior a todos los demás porque las métricas son muy cercanas. Tomando la métrica F1 para comparación, los modelos con resultados superiores muy parecidos para los corpus en inglés fueron: CamemBERT, XLNet, BETO y BERTMulti. Para el corpus en castellano los mejores fueron: BNE, RoBERTa y CamemBERT. Es decir, en términos generales, lo mejores modelos para corpus en inglés obtuvieron menor desempeño con corpus en castellano y viceversa. Sin embargo, se puede observar que los resultados de todos los modelos, en general, no distan mucho entre sí. No obstante lo anterior, usando F1 como referencia, CamemBERT supera a todos los demás en 2 de los 3 casos, pero por muy poco.
- Resultados de Precisión.- En este indicador se tiene un desempeño muy bueno para todos los modelos en comparación con el obtenido por otros investigadores que han trabajado anteriormente con ACTER, que destacaban más bien en el *Recall* (Hạnh, 2021/2023). Una Precisión alta indica una buena calidad de predicciones, es decir, los términos seleccionados por el modelo tienen una alta probabilidad de ser correctos. Esto podría ser el resultado de haber empleado un corpus de entrenamiento más grande que en los experimentos comparados. Un *Recall* elevado más bien se asocia a que el modelo seleccionó una mayor proporción de los términos del Gold Standard, aunque para ello los haya mezclado con términos equivocados. En otras palabras, el *Recall* se asocia a cantidad de términos identificados.
- Desempeño de modelos entrenados previamente en otros idiomas.- Los modelos CamemBERT y BETO, previamente entrenados en francés y en español, superan a los demás modelos, incluso en la tarea de identificación de términos en inglés a aquellos modelos entrenados con datos en inglés.
- *Transfer Learning*.- Estos resultados apoyarían la premisa inicial, recogida de otros estudios, de que el *transfer learning* entre idiomas permite a los modelos obtener mejoras significativas en su desempeño.

- Comparación del desempeño de los modelos del Caso 2, de textos en castellano, con respecto a los Caso 1 y 3, de textos en inglés.- Se aprecia un resultado significativamente menor para textos en castellano comparado con los experimentos de textos en inglés. Esto se debería en primer lugar a que en los casos de textos en inglés, el afinamiento fue mayor al incluir 3 temas adicionales de ACTER que no fueron usados en el caso en castellano. Además, el corpus en castellano empleado en los experimentos es bastante menor que el corpus en inglés (20 artículos en castellano versus 127 en inglés para IA y 49 para computación en la nube), y esto a su vez es consecuencia de la relativamente poca disponibilidad de artículos académicos en castellano referidos al tema investigado. También se puede pensar que la poca producción de propuestas en castellano acerca de los lineamientos que llevan a una buena implementación de IA puede indicar una menor madurez, en el sentido de falta de consenso y mayor dispersión de opiniones de los autores, lo que no contribuiría a que los valores de los parámetros de los modelos converjan.
- CamemBERT vs. XLNet.- Se ha observado que CamemBERT supera a XLNet, siendo este último supuestamente es un modelo más avanzado. Una inspección visual general de los términos contenidos en las predicciones de cada modelo no muestra un patrón general claro que los diferencie, por ejemplo, que los términos extraídos por CamemBERT tengan un sesgo hacia palabras de raíz latina debido a su pre-entrenamiento. El tamaño de los archivos que incluyen los parámetros de cada modelo son muy similares, es decir, no habría mucha diferencia en los parámetros que se requiere entrenar. Sin embargo, ambos modelos vienen pre-entrenados y podría ser que CamemBERT haya tenido un mejor entrenamiento. Sería necesario hacer más pruebas con conjuntos de afinamiento más grandes y con mayor número de épocas para hacer una mejor evaluación.

### **6.3. Propuesta de Gold Standard bilingüe de términos para implementación de TIC**

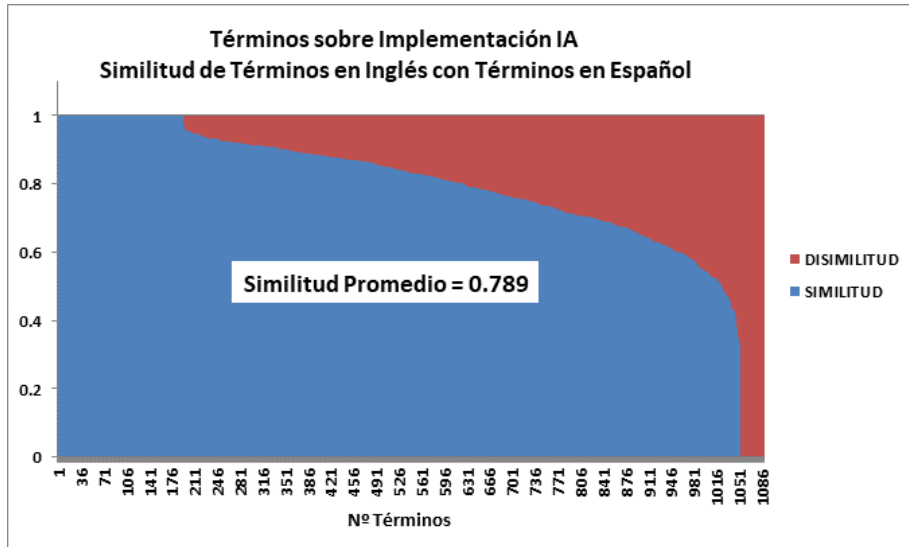
Los Gold Standard de términos fueron obtenidos en la experimentación a partir de una versión semilla, como se muestra en la tabla 7. La versión final de los mismos puede verse en el Anexo 3<sup>9</sup>.

A continuación, en la figura 3, se muestra la similitud calculada para todos los términos del Gold Standard de Implementación de IA en inglés, con respecto al Gold Standard en castellano traducido al inglés. Como se explicó anteriormente en la Metodología, el procedimiento consiste en que, para cada término del Gold Standard en inglés se calcula la similitud con todos los términos del Gold Standard en castellano y se toma el mayor valor. Luego se ordenan los resultados en sentido descendente de similitud. El producto final es la lista de todos los términos del Gold Standard en inglés con su respectiva similitud al término más cercano del Gold Standard en castellano.

---

<sup>9</sup> Los Gold Standard presentados en el anexo son versiones finales revisadas.

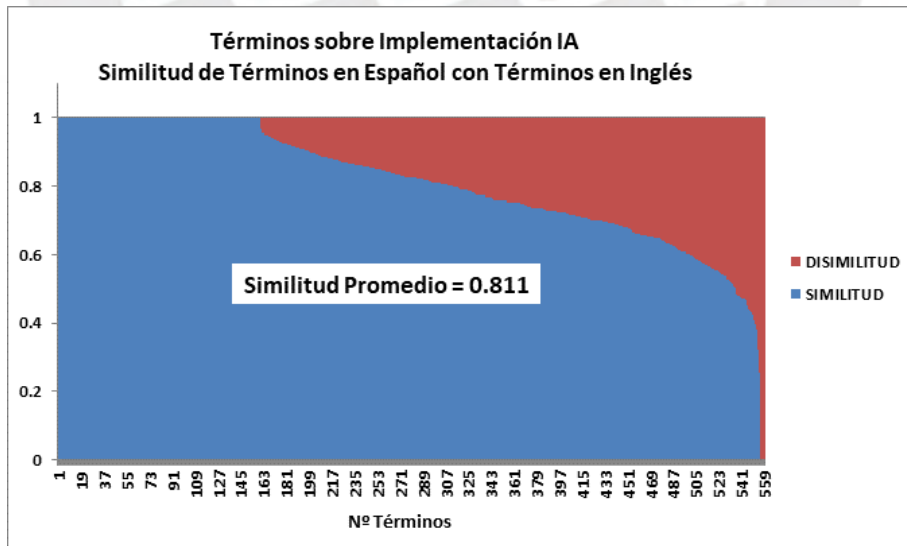
Figura 3



Nota: Similitud = 0 -> Términos totalmente diferentes  
Similitud = 1 -> Términos idénticos

A manera de comprobación de que no haya quedado un grupo de términos del Gold Standard en castellano sin ser tomado en cuenta, se ha aplicado el procedimiento intercambiando el orden de comparación de los Gold Standard. En otras palabras, para todos los términos del Gold Standard en castellano se ha buscado el término más similar del Gold Standard en inglés. El resultado se muestra en la figura 4.

Figura 4

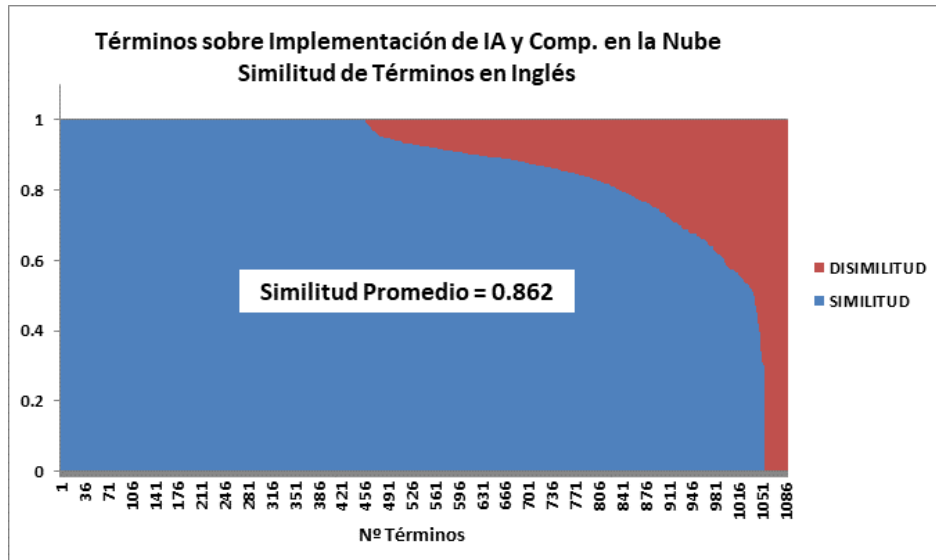


Nota: Similitud = 0 -> Términos totalmente diferentes  
Similitud = 1 -> Términos idénticos

Los datos para la figura se obtuvieron mediante la función de similitud de Spacy, de acuerdo al procedimiento descrito anteriormente.

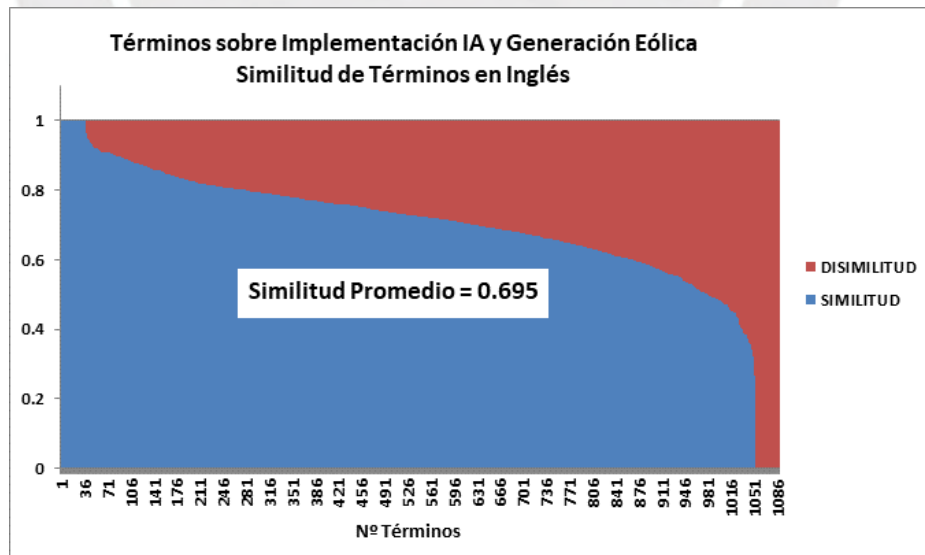
Es importante tener una referencia para poder evaluar los valores de similitud obtenidos. Por ese motivo se ha calculado también la similitud del Gold Standard en inglés, referido a implementación de IA, con respecto los Gold Standard en inglés de implementación de Computación en la Nube, de generación de energía eólica y de equitación, lo cual se muestra a continuación.

**Figura 5**



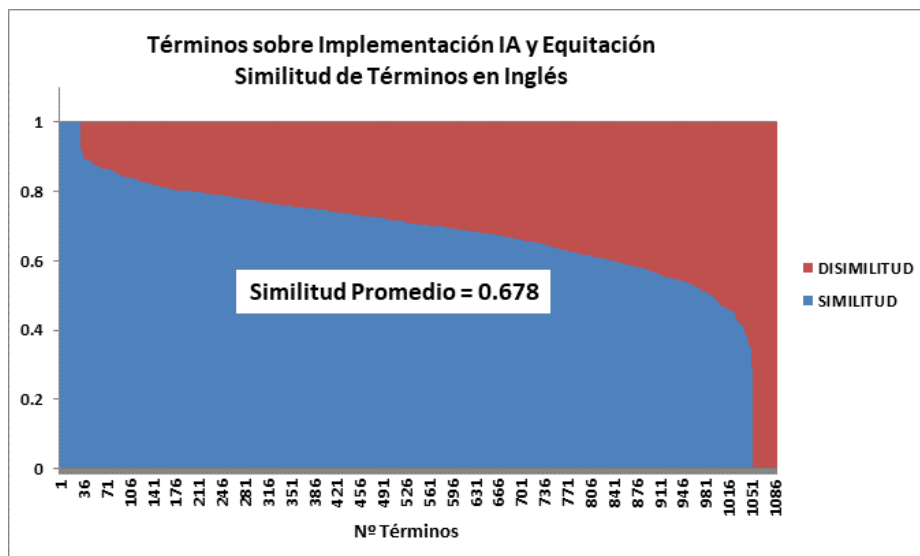
Nota: Similitud = 0 -> Términos totalmente diferentes  
 Similitud = 1 -> Términos idénticos

**Figura 6**



Nota: Similitud = 0 -> Términos totalmente diferentes  
 Similitud = 1 -> Términos idénticos

**Figura 7**

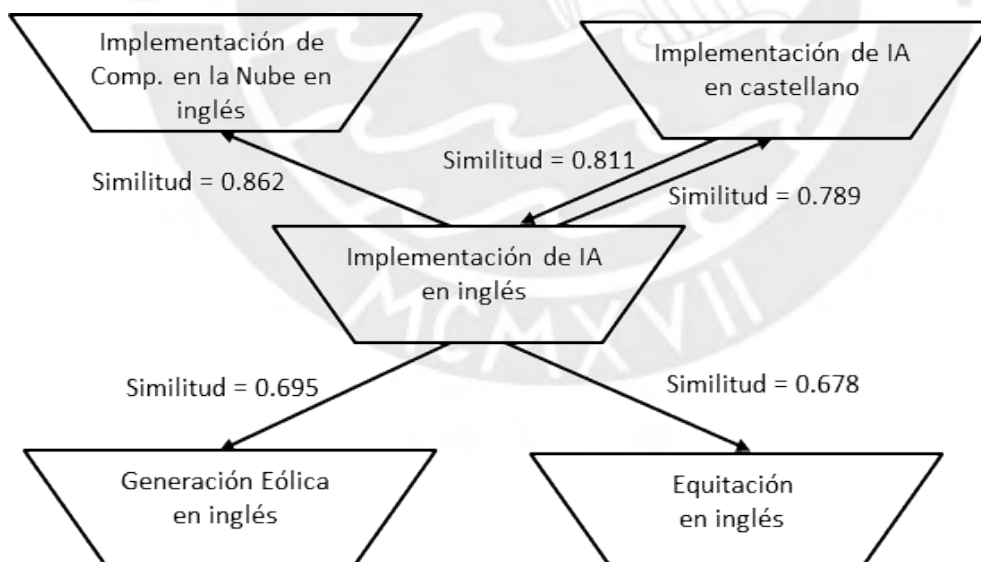


Nota: Similitud = 0 -> Términos totalmente diferentes  
Similitud = 1 -> Términos idénticos

A manera de resumen la figura 8 muestra las similitudes obtenidas.

**Figura 8**

*Similitudes promedio entre Gold Standard de términos de varios temas trabajados*



**Observaciones**

- En el extremo derecho de las figuras 3 hasta la 7 se puede observar la proporción de términos que son totalmente disímiles, que es relativamente baja.

- Sin embargo, en el lado izquierdo de las Figuras puede verse que la proporción de términos idénticos tampoco es grande, salvo en la comparación de implementaciones de IA y de Computación en la Nube (Figura 5).
- Los valores de similitud obtenidos para los Gold Standard de Implementación de IA en inglés y castellano, medidos en ambos sentidos, son cercanos y por lo tanto consistentes: 0.789 y 0.811. La medición en ambos sentidos permite comprobar que no se esté dejando de considerar una parte importante de términos de cada Gold Standard al hacer el cálculo de similitud en cada sentido. Sin embargo, la similitud entre implementación de IA e implementación de Computación en la Nube es mayor que los anteriores, aun tratándose de temas diferentes: 0.862 contra 0.789 y 0.811
- Como referencia para evaluar los resultados anteriores se tiene que las similitudes de Implementación de IA con respecto a Generación Eólica y Equitación son un poco menores pero no muy alejados: 0.695 y 0.678.
- Si tomamos en cuenta que Implementación de IA es un tema muy distinto a Generación Eólica y a Equitación, podemos concluir que los valores de similitud alrededor de 0.7 deben considerarse como bajos. Una posible explicación para que se haya obtenido una similitud promedio de alrededor de 0.7 para temas diferentes es que cada Gold Standard contiene una proporción relativamente alta de términos que son palabras comunes a muchos temas, lo cual elevaría el promedio. Sin embargo esta explicación se ha evaluado y descartado como se explica más adelante.
- De lo anterior se puede apreciar que valores de similitud alrededor de 0.8 no serían muy altos para términos de un mismo tema, como es el caso de los Gold Standard de Implementación de IA en inglés y en castellano. Sobre todo considerando que entre IA y Computación en la Nube la similitud llega a 0.862. Este razonamiento se ilustra en la siguiente tabla para darle mayor claridad.

**Tabla 11**

*Similitudes promedios entre Gold Standards de Términos*

Gold Standard 1	Gold Standard 2	Similitud Promedio	Cercanía que deberían tener	Observación
Implementación IA, inglés	Generación eólica, inglés	0.695	Muy Baja	Medida de referencia para similitud baja
Implementación IA, inglés	Equitación, inglés	0.678	Muy Baja	Medida de referencia para similitud baja
Implementación IA, inglés	Implementación Comp. Nube, inglés	0.862	Media a Alta	Medida de referencia para similitud media
Implementación IA, inglés	Implementación IA, español	0.789	Muy Alta	Valor debería ser más alto

- En la Tabla 11 la cuarta columna empezando desde la izquierda indica qué tanta cercanía se debería esperar entre los términos comparados. Por ejemplo, entre implementación de IA y equitación debería haber muy poca similitud, mientras que entre implementación de IA en inglés e implementación de IA en castellano se esperaría alta similitud. La quinta columna muestra un comentario que es el resultado de comparar la similitud observada en la práctica y lo que se esperaría.
- Los términos referidos a un tema, como se explicó anteriormente, pueden incluir: i) palabras técnicas específicas del campo tratado o ii) palabras técnicas que también se emplean en otros campos, o iii) palabras de uso común. Estas últimas pueden constituir entre 70% y 85% de todos los términos de cada Gold Standard, por lo que se podría pensar que la similitud promedio de los términos técnicos podría tener un comportamiento diferente a la de los términos no técnicos que son los que dominan. A manera de prueba se eliminó todas las palabras comunes de cada Gold Standard de términos y se volvió a calcular las similitudes. Los resultados se muestran en la Tabla N<sup>a</sup> 12.

**Tabla 12**

*Similitudes promedios entre Gold Standards considerando solo Términos Técnicos*

Gold Standard 1	Gold Standard 2	Similitud Promedio
Implementación IA, inglés	Generación eólica, inglés	0.734
Implementación IA, inglés	Equitación, inglés	0.699
Implementación IA, inglés	Implementación Comp. Nube, inglés	0.830
Implementación IA, inglés	Implementación IA, español	0.805

- Los nuevos promedios no son muy distintos a los anteriores y se puede apreciar una tendencia muy similar en todos los casos. Por lo tanto, las observaciones de la tabla 11 se mantienen.
- Esta falta de similitud entre los términos en inglés y en castellano para Implementación de IA es algo que fue observado, de manera subjetiva al hacer la elaboración manual del Gold Standard semilla. Una posible razón para estos resultados es que los autores de artículos en inglés tienen experiencias y enfoques diferentes a los autores de artículos en español. Esto sería una señal de independencia, pero también de falta de intercambio de ideas, o por lo menos falta de convergencia de puntos de vista hasta el momento. Además, esto podría estar pasando en otros temas y con otros idiomas.

- La relativamente alta similitud de términos entre Implementación de IA e Implementación de Computación en la Nube en inglés podría deberse a que, después de todo, se trata en ambos casos de implementación de TIC, y probablemente hay enfoques cercanos. Además, los autores de ambos temas, en inglés, posiblemente tienen mayor acceso a los artículos y experiencias de unos y otros.

#### 6.4. Métrica para evaluar la capacidad de descubrimiento de términos nuevos

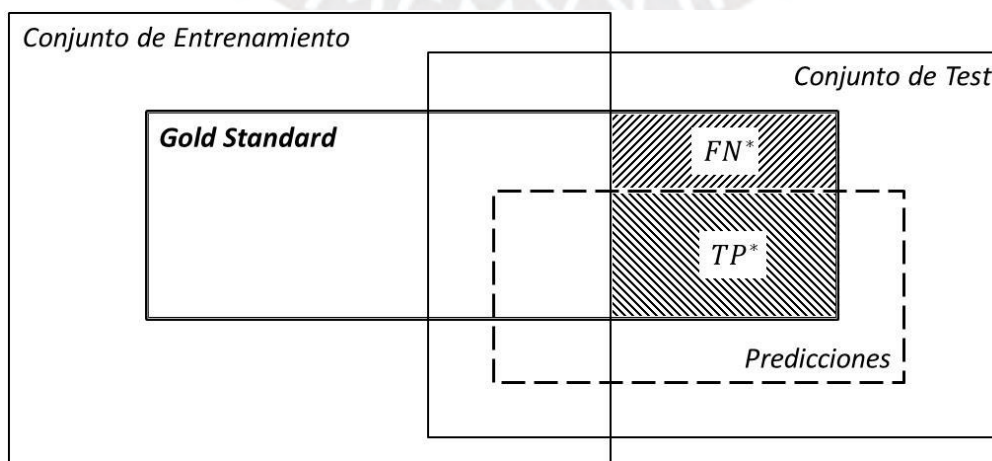
En la presente sección se plantea calcular una métrica que permita evaluar la capacidad de un modelo para extraer términos que no han sido vistos durante el entrenamiento. Estos términos sí están en el Gold Standard porque este último es elaborado en parte manualmente. En el caso de la presente investigación el Gold Standard contiene muchos términos que están presentes en el conjunto de test y no en el de entrenamiento.

Una métrica referida a la capacidad para predecir términos no vistos anteriormente no ha sido encontrada en la literatura, pero en teoría, permitiría evaluar qué tanto el modelo está aprendiendo a reconocer términos independientemente de los temas en los cuales se ha entrenado, es decir, estaría aprendiendo las características que debe tener un término en general.

La métrica propuesta tiene la forma de un *Recall* al que llamaremos "*Recall de Descubrimiento*". Para este efecto, los Verdaderos Positivos y Falsos Negativos usados en la fórmula son términos que no aparecen en el conjunto de entrenamiento. La figura 9 muestra la relación entre los subconjuntos de términos. Se puede notar que la unión de los Verdaderos Positivos y Falsos Negativos no vistos antes está formada por todos los términos del Gold Standard que no aparecen en el conjunto de entrenamiento.

**Figura 9**

*Fórmula propuesta para un "Recall de Descubrimiento", referida a términos no vistos en el entrenamiento*



$$Recall^* = \frac{TP^*}{TP^* + FN^*}$$

*Recall\**: Recall de Descubrimiento  
*TP\**: Verdaderos Positivos No Vistos Antes  
*FN\**: Falsos Negativos No Vistos Antes

El cálculo de la nueva métrica no requiere volver a correr los modelos pero sí elaborar la lista de términos del Gold Standard que no aparecen en el conjunto de entrenamiento. Esto se hizo con un programa adicional. Todos los demás subconjuntos de datos fueron obtenidos durante la experimentación. Las tablas 13, 14 y 15 muestran los resultados obtenidos para el *Recall* de Descubrimiento en cada caso investigado.

**Tabla 13**

*Métrica de capacidad de descubrimiento para el Caso 1: Implementación de IA, en inglés*

Modelo	Camembert	Roberta	XLNet	BETO	BNE	BERT Multi.
Precision	73.03	67.72	73.12	73.06	68.9	69.62
Recall	72.7	69.47	72.33	68.35	57.17	72.57
F1	72.86	68.58	72.72	70.63	62.49	71.06
Recall- Descub	29.22	19.73	25.43	23.72	14.42	24.29

**Tabla 14**

*Métrica de capacidad de descubrimiento para el Caso2: Implementación de IA, en castellano*

Modelo	Camembert	Roberta	XLNet	BETO	BNE	BERT Multi.
Precision	54.91	56.29	52.62	39.33	59.6	49.85
Recall	74.75	74.63	72.93	78.76	73.55	79.75
F1	63.31	64.18	61.13	52.46	65.84	61.35
Recall- Descub	38.96	36.81	36.5	33.13	24.85	38.04

**Tabla 15**

*Métrica de capacidad de descubrimiento para el Caso3: Implementación de Computación en la Nube, en inglés*

Modelo	Camembert	Roberta	XLNet	BETO	BNE	BERT Multi.
Precision	81.78	74.54	75.74	81.96	79.62	79.26
Recall	76.55	73.35	78.91	74.5	66.53	78.68
F1	79.08	73.94	77.29	78.05	72.49	78.97
Recall- Descub	34.6	20.31	32.37	31.03	19.42	30.8

## Observaciones

- Comparando las métricas de desempeño de todos los modelos se aprecia que el “*Recall* de Descubrimiento” es bastante menor que el *Recall* estándar en todos los casos. Esto indicaría que la capacidad de identificar términos es menor cuando estos no han sido vistos anteriormente. Sin embargo, tampoco es cercana cero. En otras palabras, la capacidad de reconocer términos podría tener un componente referido a las características de las palabras que conforman un término y otro componente ligado a ejemplos concretos (memoria) de términos.
- El modelo con mejores resultados es CamemBERT, que fue también el más destacado en términos generales en los demás indicadores. De esta observación es posible formular la hipótesis de que si la capacidad de un modelo para identificar términos es mayor que la de otros modelos, esto se cumpliría tanto para términos que fueron vistos en el entrenamiento como para términos que no fueron vistos, y una capacidad menor de reconocimiento tendría las mismas implicancias para ambos tipos de términos. En otras palabras, los modelos aprenderían a identificar términos por sus características, independientemente de si fueron vistos en el entrenamiento. Sin embargo, el ratio entre el *Recall* estándar y el *Recall* de Descubrimiento es bastante desigual para todos los modelos (el ratio, que no es mostrado en la tabla, varía entre 1.92 para Camembert y 3.96 para BNE). Esta falta de paralelismo entre los *Recall* indicaría que no es claro que la capacidad de identificar términos sea independiente de si los términos fueron vistos en el entrenamiento o no. Ante estos indicios, tampoco se puede descartar la hipótesis inicial porque no se conoce el pre-entrenamiento que tuvo cada modelo, que implicaría tener información no solamente sobre los términos presentes en el corpus de pre-entrenamiento sino también si estaban etiquetados como tales o no. Sería necesario una investigación más extensa para poder llegar a conclusiones, lo cual escapa al alcance del presente trabajo.
- El caso 3 es aquel en el que los modelos han recibido mayor entrenamiento (3 temas de ACTER en inglés más Implementación de IA en inglés e Implementación de Computación en la Nube en inglés), mientras que en el caso 2 recibieron el menor entrenamiento (sólo IA en español). Sin embargo, el “*Recall* de Descubrimiento” del caso 2 es muy parecido y un tanto mayor que en el caso 3, en todos los modelos, tanto aquellos que recibieron un pre-entrenamiento en inglés como los que lo recibieron en español o en francés. Una posible explicación es que el idioma español resulta más apropiado para que los modelos aprendan las características necesarias para identificar un término. Es importante resaltar que la proporción de términos no vistos en el entrenamiento con respecto al número total de términos de cada Gold Standard correspondiente, es aproximadamente 48% para todos los casos 1, 2 y 3, es decir, ninguno de los casos tiene una ventaja notoria en cuanto a proporción de términos que no fueron vistos en el entrenamiento. Además, la proporción de términos no vistos antes es relativamente alta para todos los casos. Se necesitaría hacer experimentos más extensos para investigar las

posibles causas de los buenos resultados obtenidos con el modelo CamemBERT.

## 7. Conclusiones, Recomendaciones y Posibles Pasos Futuros

### 7.1. Conclusiones

- Durante la construcción de los Gold Standard de términos se encontró en todos los casos que hay una evolución positiva y notoria de la precisión conforme el Gold Standard crecía. Esto se debería a que con más términos en el Gold Standard, se dan como positivos más términos correctos que antes se daban como incorrectos. Es decir, los modelos que vienen pre-entrenados, tenían una capacidad de reconocer términos que no era reflejada en la precisión cuando el Gold Standard era muy pequeño.
- Los modelos CamemBERT y BETO, previamente entrenados en francés y en español respectivamente, superan a los modelos entrenados con datos en inglés en la tarea de identificación de términos en inglés. Las diferencias no son muy grandes pero se pueden observar fácilmente. Estos resultados están en concordancia con la premisa recogida de otros estudios, de que es posible hacer *transfer learning* entre idiomas. En otras palabras, el entrenamiento en varios idiomas mejora la capacidad de los modelos de reconocer términos.
- Por lo anterior, para efectos de obtener mejores resultados en la tarea de EAT, sería importante contar con un modelo que haya sido entrenado con la mayor cantidad posible de corpus grandes, sin importar el idioma y el tema de éstos.
- Los resultados indican que es posible obtener listas de términos de manera efectiva en temas e idiomas para los que se cuente con pocos textos para hacer el entrenamiento final.
- Se ha planteado una forma de medir la cercanía de listas de términos de referencia (Gold Standard) mediante el cálculo de la similitud coseno de los términos y su promedio. Esta medición ha permitido observar que los Gold Standard en castellano y en inglés para el tema de Implementación de IA, que no son traducciones entre unos y otros, no alcanza un grado de similitud muy alto. Una posible causa para este resultado es que no hay una convergencia muy grande en las ideas y enfoques de los autores en diferentes idiomas. No obstante, no es posible descartar que haya otras razones para los resultados obtenidos, que podrían conllevar a otras implicancias.
- La relativamente baja convergencia entre los autores de los artículos en inglés y en castellano sugiere la idea de que las metodologías de implementación de TIC podrían enriquecerse notablemente si se toman artículos publicados en diferentes idiomas. Además, es posible que esta

divergencia se presente en otros temas. Esto es algo que debería investigarse, pero si fuese ese el caso, la recomendación de tomar en cuenta publicaciones en diferentes idiomas podría ser importante para muchos otros dominios.

- Se propuso una métrica especial, llamada *Recall* de Descubrimiento, para evaluar la capacidad de un modelo de identificar términos que no fueron vistos en el conjunto de entrenamiento. Al calcular la métrica se encontró que los resultados eran mucho menores que con el *Recall* estándar. Esto indicaría que la capacidad de un modelo para reconocer términos puede tener un componente relacionado a las características de las palabras que constituyen un término dentro de un determinado texto, como puede ser identificar determinados elementos y secuencias gramaticales en una oración, y otro componente relacionado a memorizar términos de un tema. Además se encontró que para el reconocimiento de términos en inglés, los modelos entrenados en castellano tuvieron un desempeño muy bueno, incluso con un conjunto de entrenamiento relativamente pequeño en comparación con modelos entrenados en inglés, lo cual podría indicar que el castellano permitiría a los modelos aprender más fácilmente que las características tienen las palabras que conforman un término. No obstante, esta hipótesis requiere más investigación.
- Finalmente, se ha demostrado que la metodología empleada ha sido útil para alcanzar los objetivos que se había planteado. Se obtuvieron 3 *Gold Standard*, 2 para implementación de IA, en inglés y en español y uno en inglés para casos de implementación de Computación en la Nube. La versión revisada final de estos Gold Standard se muestra en el anexo 3. La cantidad de términos recogidos está dentro del orden de magnitud de otros Gold Standard contenidos en el corpus ACTER utilizado para el entrenamiento. Se pudo evaluar el desempeño de 6 modelos de los tipos BERT y XLNet en la tarea de clasificación de *tokens*, que son las arquitecturas con mejor desempeño para hacer EAT de acuerdo a las últimas investigaciones publicadas, obteniendo resultados comparables e incluso mejores que en otras investigaciones.

## 7.2. Recomendaciones y Posibles Pasos Futuros

- Con respecto a los Gold Standard de términos, es importante reconocer que no se ha tenido un control claro de la calidad de dichos Gold Standard. La literatura referida al tema recomienda la utilización de más de un árbitro para la selección manual de los términos, y que se pongan de acuerdo en los resultados, lo cual no ha sido posible en el presente estudio.

En trabajos futuros se propone tener por lo menos dos personas que hagan la revisión manual de los términos de cada Gold Standard y que se seleccione los términos sobre los cuales haya consenso entre ambos. Las personas encargadas de esta tarea deberían conocer los temas trabajados y deben haber sido capacitadas en las reglas para la clasificación de términos. Alternativamente, y de acuerdo a experimentos publicados, los árbitros

podrían ser especialistas en gestión de la información y estar capacitados en la selección de términos aunque no conozcan en profundidad el tema trabajado.

- También se sugiere hacer más comparaciones entre Gold Standards para tener una base de referencia más amplia para evaluar los valores de similitud resultantes y para indagar otras posibles razones para las diferencias observadas. Además, se podría utilizar otras estrategias de comparación, como el conteo de términos idénticos o la medición de la efectividad de los Gold Standard para entrenar modelos en tareas como la clasificación de textos o la traducción.
- Se debe reconocer que los modelos no han sido probados en toda su capacidad, tanto en ajuste de hiperparámetros como en número de épocas de los entrenamientos. Los hiperparámetros podrían tener valores cercanos a su valor óptimo debido a que los modelos vienen previamente entrenados, pero no se ha podido hacer pruebas con ellos ni con el número de épocas debido a las restricciones de tiempo del estudio.

Sería conveniente aplicar los experimentos con más temas, en ambos idiomas, ampliando además el número de épocas de entrenamiento y probando con diferentes valores de los hiperparámetros de los modelos, para evaluar los resultados.

- Sería importante realizar más experimentos para investigar el desempeño del modelo CamemBERT. Con más textos y más épocas se puede determinar si efectivamente CamemBERT es superior a los demás modelos utilizados, especialmente en comparación con el modelo XLNet. Esto podría ayudar en la realización de otras investigaciones que buscan emplear los modelos de mejor desempeño.
- La medición de capacidad de descubrimiento de términos nuevos podría investigarse en mayor profundidad. Por ejemplo, bajo el supuesto que los modelos pueden descubrir la estructura gramatical de las oraciones y encontrar patrones que caracterizan a los términos, se podría hacer EAT en temas de interés sin un entrenamiento previo (*zero-shot learning*). También se podría determinar si efectivamente los modelos entrenados en castellano adquieren ventaja sobre los modelos entrenados en inglés, ambos aplicados a la identificación de términos en inglés.
- Como se mencionó en la Literatura Relacionada, el uso de modelos de lenguaje y *prompting* para la tarea de EAT ha sido poco probado. Sería importante hacer experimentos al respecto. Esto no ha sido posible en el presente trabajo, no solo por la falta de tiempo, sino también por la ausencia de un protocolo consensuado que permita comparar los pasos a seguir y los resultados con otras investigaciones. Además, un LLM podría implicar quizás destinar demasiados recursos para hacer EAT.

## Bibliografía

- Acedo Pérez, Silvia. 2023. Aplicación práctica de la inteligencia artificial en la gestión empresarial. Universidad Rey Juan Carlos. Trabajo fin de grado en Dirección y Gestión de Empresas en el Ámbito Digital.
- Ångström, R. C., Björn, M., Dahlander, L., Mähring, M., & Wallin, M. W. (2023). Getting AI Implementation Right: INSIGHTS FROM A GLOBAL SURVEY. *California Management Review*, 66(1), 5–22. <https://doi.org/10.1177/00081256231190430>
- Ayla Rigouts Terryn, Véronique Hoste, and Els Lefever. 2021. HAMLET: Hybrid Adaptable Machine Learning approach to Extract Terminology. *Terminology* 27, 2 (2021), 254–293.
- Cañete, J., Chaperon, G., Fuentes, R., Ho, J.-H., Kang, H., & Pérez, J. (2023). *Spanish Pre-trained BERT Model and Evaluation Data* (arXiv:2308.02976). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2308.02976>
- Chen, M., Wang, H., Liang, Y., & Zhang, G. (2023). Net and configurational effects of determinants on cloud computing adoption by SMEs under cloud promotion policy using PLS-SEM and fsQCA. *Journal of Innovation & Knowledge*, 8(3), 100388. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2023.100388>
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding* (arXiv:1810.04805). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1810.04805>
- El Hadi W. M., Timimi I., Dabbadie M., Choukri K., Hamon O., Yun-Chuang C. 2006. Terminological Resources Acquisition Tools: Toward a User-oriented Evaluation Model. *Proceedings of the 5th International Conference on Language Resources and Evaluation*.
- Gutiérrez-Fandiño, A., Armengol-Estapé, J., Pàmies, M., Llop-Palao, J., Silveira-Ocampo, J., Carrino, C. P., Armentano-Oller, C., Rodríguez-Penagos, C., Gonzalez-Agirre, A., & Villegas, M. (2022). MarIA: Spanish Language Models. *Procesamiento Del Lenguaje Natural*, 39–60. <https://doi.org/10.26342/2022-68-3>
- Hạnh, H. (2023). *Honghanhh/terminology-extraction* [Jupyter Notebook]. <https://github.com/honghanhh/terminology-extraction> (Obra original publicada en 2021)
- Kageura, K., & Umino, B. (1996). Methods of automatic term recognition: A review. *Terminology. International Journal of Theoretical and Applied Issues in Specialized Communication*, 3(2), 259–289. <https://doi.org/10.1075/term.3.2.03kag>
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., & Stoyanov, V. (2019). *RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach* (arXiv:1907.11692). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1907.11692>
- Martin, L., Muller, B., Suárez, P. J. O., Dupont, Y., Romary, L., de la Clergerie, É. V., Seddah, D., & Sagot, B. (2020). CamemBERT: A Tasty French Language Model. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 7203–7219. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.645>
- Petkova, G. (2021, mayo 27). The Gold Standard—The Key to Information Extraction and Data Quality Control. *Ontotext*.

- <https://www.ontotext.com/blog/gold-standard-key-to-information-extraction-data-quality-control/>
- Porkodi, S., & Raman, A. M. (2024). Success of cloud computing adoption over an era in human resource management systems: A comprehensive meta-analytic literature review. *Management Review Quarterly*.  
<https://doi.org/10.1007/s11301-023-00401-0>
- Ramos García-Nates, Rocío. 2024. Claves sobre la Inteligencia Artificial para un empresario como tú. *Nuevas Tendencias*, 111(2024). Universidad de Navarra, España.
- Roa Baez, J. and Igbekele, R. 2021. Challenges of AI Adoption in SMEs. Insights from the Swedish AI Ecosystem, Kth Royal Institute of Technology School of Industrial Engineering and Management.
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., Chaudhary, V., Young, M., Crespo, J-F., y Dennison, D. (2015). Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems. In *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2 (NIPS'15)*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, pages 2503–2511.
- Tariq, M. U., & Abonamah, A. A. (2021). PROPOSED STRATEGIC FRAMEWORK FOR EFFECTIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE ADOPTION IN UAE. *Academy of Strategic Management Journal*, 20, 1–14. Scopus.
- Team, E. 26/5/2022. The Promise of AI Maturity - Theory vs. Practice. insideBIGDATA. <https://insidebigdata.com/2022/05/26/the-promise-of-ai-maturity-theory-vs-practice/>
- Terryn, A. R., Hoste, V., Drouin, P., & Lefever, E. (s/f). *TermEval 2020: Shared Task on Automatic Term Extraction Using the Annotated Corpora for Term Extraction Research (ACTER) Dataset*.
- Terryn et al. - *A Gold Standard for Multilingual Automatic Term Ex.pdf*. (s/f). Recuperado el 26 de marzo de 2024, de <https://aclanthology.org/L18-1284.pdf>
- Tran, H. T. H., Martinc, M., Caporusso, J., Doucet, A., & Pollak, S. (2023). *The Recent Advances in Automatic Term Extraction: A survey* (arXiv:2301.06767). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2301.06767>
- Tran, H. T. H., Martinc, M., Repar, A., Ljubešić, N., Doucet, A., & Pollak, S. (2024). Can cross-domain term extraction benefit from cross-lingual transfer and nested term labeling? *Machine Learning*, 113(7), 4285–4314.  
<https://doi.org/10.1007/s10994-023-06506-7>
- Tursunbayeva, A., & Chalutz-Ben Gal, H. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders. *Business Horizons*. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.006>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A., Kaiser, L., Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. Volume 2017-December, Pages 5999 – 6009, 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS 2017, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
- Yang, Z., Dai, Z., Yang, Y., Carbonell, J., Salakhutdinov, R., & Le, Q. V. (2020). *XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding* (arXiv:1906.08237). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1906.08237>
- Zannou, A., Leshob, A., Rab, R., & Hadaya, P. (2023). A Method for Selecting a Suitable Cloud Computing Deployment Strategy. *2023 IEEE International Conference on E-Business Engineering (ICEBE)*, 69–76.  
<https://doi.org/10.1109/ICEBE59045.2023.00017>

## Anexos

### Anexo 1

## Guía para la Identificación y Anotación Manual de Términos

### Criterios de Identificación de Términos

- Los términos pueden estar formados por una o más palabras. En general, no considerar términos que tengan más de 5 palabras. Estos son muy poco comunes.
- Anotar los términos de manera recursiva.- Cuando se trata de términos que contienen más de una palabra, cada una de las palabras que los componen pueden ser a su vez términos válidos. En este caso se debe anotar ambos casos, es decir, los términos de varias palabras y los términos que componen un término más largo.
- Los términos de un texto pueden ser clasificados como pertenecientes al tema deseado si cumplen con las características descritas en cualquiera de los siguientes grupos:
  - Término Específico.- Muy relacionado al tema y muy relacionado al lenguaje técnico empleado por los especialistas.
  - Término Común.- Muy relacionado al tema pero no específico del lenguaje técnico. Por ejemplo, en el léxico de enfermedades cardíacas “corazón” pertenece al tema pero no pertenece al lenguaje que sólo es manejado por los especialistas.
  - Fuera de Tema (OOD).-No muy relacionado al tema pero es parte del lenguaje técnico. Por ejemplo, “p-value” no pertenece al léxico de enfermedades cardíacas pero es si parte del lenguaje que sólo es manejado por los especialistas en ese tema.
  - Entidades nombradas (NE).- Nombres propios de personas, organizaciones u otros relacionados al tema. No son considerados términos pero aparecen en los textos relacionados al tema de interés.

### Etiquetas y Formato a emplear para la elaboración de una Lista de Términos

Tipos de Anotaciones en los archivos de Términos recogidos previamente (formato: palabras separadas por tabulaciones):

Anotación	Significado
te	Término específico
tc	Término común
ott	Otros Términos Técnicos
ne	Nombre de entidad
Sin anotación	No es término

Las 3 primeras anotaciones son consideradas Términos.

Adaptado de: (Terry et al., s/f)

## **Anexo 2**

### **Cadenas de búsqueda empleadas para la recolección de artículos**

#### **Implementación de IA**

- Búsqueda SCOPUS en inglés

TITLE-ABS-KEY("AI adoption") OR TITLE-ABS-KEY("AI implementation") OR  
TITLE-ABS-KEY("implementing AI") OR TITLE-ABS-KEY("AI use case") OR  
TITLE-ABS-KEY("AI deployment ")

27/4/2024 Todos: 1921 artículos  
"2020-2024": 1773  
"Business, Management and Accounting": 395  
English: 390  
Spanish: 0

- Búsqueda SCOPUS en español

TITLE-ABS-KEY("AI adoption") OR TITLE-ABS-KEY("AI implementation") OR  
TITLE-ABS-KEY("implementing AI") OR TITLE-ABS-KEY("AI use case") OR  
TITLE-ABS-KEY("AI deployment ")

18/5/2024 Todos: 2027 artículos  
"2020-2024": 1879  
Spanish: 3

- Búsquedas Science Direct en español

Title, abstract or author-specified keywords  
"AI adoption" OR "AI implementation" OR "implementing AI" OR "AI use case"  
OR "AI deployment "

18/5/2024 Todos: 448 artículos  
"2020-2024": 415  
Spanish: 1

#### **Cloud computing**

- Búsqueda Scopus

TITLE-ABS-KEY("Cloud computing adoption") OR TITLE-ABS-KEY("Cloud  
computing implementation") OR TITLE-ABS-KEY("implementing Cloud  
computing") OR TITLE-ABS-KEY("Cloud computing use case") OR TITLE-ABS-  
KEY("Cloud computing deployment ")

27/5/2024 Todos: 960 artículos  
2020-2024: 335  
Business, Management and Accounting: 68  
English: 68  
Spanish: 0

27/5/2024 Todos: 960 artículos  
2020-2024: 335  
Spanish: 2

- Science Direct

Title, abstract or author-specified keywords

"Cloud computing adoption" OR " Cloud computing implementation" OR  
"implementing Cloud computing " OR " Cloud computing use case" OR " Cloud  
computing deployment "

28/5/2024 Todos: 85 artículos  
2020-2024: 35  
English: 35 → Seleccionados: 15  
Spanish: 0

### **Implementación de otras TIC**

- Cadenas de búsqueda usadas en SCOPUS en inglés para otras TIC

TITLE-ABS-KEY("database management adoption") OR TITLE-ABS-KEY("database management implementation") OR TITLE-ABS-KEY("implementing database management ") OR TITLE-ABS-KEY("database management use case") OR TITLE-ABS-KEY("database management deployment ") AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2025

TITLE-ABS-KEY("cybersecurity adoption") OR TITLE-ABS-KEY("cybersecurity implementation") OR TITLE-ABS-KEY("implementing cybersecurity") OR TITLE-ABS-KEY("cybersecurity use case") OR TITLE-ABS-KEY("cybersecurity deployment ") AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2025

TITLE-ABS-KEY("telecommunications management adoption") OR TITLE-ABS-KEY("telecommunications implementation") OR TITLE-ABS-KEY("implementing telecommunications") OR TITLE-ABS-KEY("telecommunications use case") OR TITLE-ABS-KEY("telecommunications deployment ") AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2025

## Anexo 3 Gold Standards de Términos Finales

### Gold Standard sobre Implementación de Inteligencia Artificial en Inglés

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
1	ability	tc	51	AI-based	te	101	behavioural	tc
2	accelerator	tc	52	AI-based tool	te	102	behavioural pattern	ott
3	acceptance	tc	53	AI-business translator	te	103	behaviours	tc
4	acceptance of change	tc	54	AI-driven change	te	104	bias-free AI	te
5	access	tc	55	AI-driven organisation	te	105	big data	te
6	accessed	tc	56	AI-driven organization	te	106	budget	tc
7	accessing	tc	57	algorithm	ott	107	budgetary	tc
8	accompanies	tc	58	algorithm development	ott	108	budgets	tc
9	accountability	tc	59	algorithm management	ott	109	build	tc
10	accounting	tc	60	algorithmic	ott	110	build trust	tc
11	acquire	tc	61	algorithmic transparency	ott	111	builds	tc
12	acquired	tc	62	algorithmically	ott	112	business	tc
13	acquires	tc	63	algorithms	ott	113	business activities	tc
14	acquiring	tc	64	align	tc	114	business activity	tc
15	actionability	tc	65	aligning	tc	115	business analytics	ott
16	adapt	tc	66	alignment	tc	116	business development	ott
17	adaptability	tc	67	aligns	tc	117	business efficiency	ott
18	adaptable	tc	68	anomalies	tc	118	business expertise	tc
19	adapted	tc	69	anomaly	tc	119	business intelligence	ott
20	adapting	tc	70	antecedent	tc	120	business intelligence analytics	te
21	adaption	tc	71	antecedents	tc	121	business management	ott
22	adaptions	tc	72	anthology	tc	122	business media	ott
23	adaptive	tc	73	applicability	tc	123	business model	ott
24	adaptive management	ott	74	artificial	tc	124	business models	ott
25	adaptiveness	tc	75	artificial analytics	te	125	business operation	ott
26	adaptor	tc	76	artificial intelligence	te	126	business operations	ott
27	adoption	tc	77	artificial intelligence management	te	127	business performance	tc
28	adoption driver	ott	78	artificial intelligence platform	tc	128	business plans	te
29	adoption drivers	tc	79	artificial intelligences	te	129	business platform	te
30	adoption intelligence	tc	80	artificial transformation	te	130	business process	ott
31	adoption management	ott	81	attract people	tc	131	business processes	ott
32	adoption performance	tc	82	authorities	tc	132	business processes technologies	te
33	adoptions	tc	83	authority	tc	133	business technologies	te
34	advisory	tc	84	authorization	tc	134	business transformation	ott
35	AI	te	85	authorship	tc	135	businesses	tc
36	AI algorithm	te	86	automate	tc	136	bussiness area	tc
37	AI application	te	87	automate processing	te	137	capability	tc
38	AI assimilation	te	88	automated decision-making system	te	138	cadres	tc
39	AI bias	te	89	automates	te	139	capabilities	tc
40	AI capability	te	90	automating	te	140	capability	tc
41	AI development	te	91	automation	te	141	capability attitude	tc
42	AI ecosystem	te	92	automation intelligence	te	142	caption	tc
43	AI experienced	te	93	autonomous	tc	143	categorization	tc
44	AI factory	te	94	autonomous intelligence	te	144	categorizing	tc
45	AI implementation expert	te	95	autonomous systems	te	145	centralize data access	te
46	AI maturity	te	96	axis	tc	146	chain	tc
47	AI newcomer	te	97	behavior	tc	147	chain analytics	te
48	AI process	te	98	behavioral	tc	148	chain learning	ott
49	AI system	te	99	behavioral pattern	ott	149	chain management	ott
50	AI task	te	100	behaviour	tc	150	chain systems	ott

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
151	challenge	tc	201	confusion	tc	251	cutting edge solution	ott
152	challenged	tc	202	connect	tc	252	cuttingedge	tc
153	challengehindrance	tc	203	connectedness	tc	253	data	tc
154	challenges	tc	204	consensus	tc	254	data accessibility	ott
155	challenges development	ott	205	conspiracy	tc	255	data acquisition	tc
156	challenges learning	ott	206	contend	tc	256	data analytics	te
157	change	tc	207	contended	tc	257	data definition	te
158	change impacts	tc	208	contending	tc	258	data flow	ott
159	change management	ott	209	contends	tc	259	data governance	te
160	changed	tc	210	continuous	tc	260	data governance model	te
161	change-management	ott	211	continuous experimentacion	tc	261	data lake	te
162	changes	tc	212	continuous learning	ott	262	data management	te
163	chief	tc	213	contract management	ott	263	data management capability	ott
164	chief digital officer	te	214	contradicting	tc	264	data management policy	te
165	chief technology officer	te	215	contradictory	tc	265	data ownership	ott
166	cognition	tc	216	conviction	tc	266	data pipeline	ott
167	cognitive	tc	217	coordinate	tc	267	data quality	ott
168	cognitive analytics	ott	218	coordinate people	tc	268	data scientist	te
169	cognitive attitudes	ott	219	coordination	tc	269	data set	ott
170	cognitive learning	ott	220	correlation	tc	270	data source	tc
171	cognitive skill	ott	221	correlation coefficients	ott	271	data straustructure	te
172	cognitive skills	ott	222	correlations	tc	272	data-driven mindset	te
173	collaboration	tc	223	correlativity	ott	273	data-driven workflow	te
174	collaborations	tc	224	crime	tc	274	datification	ott
175	collusion	tc	225	criteriology	tc	275	decisio-maker	tc
176	commuting	tc	226	cross functional team	ott	276	decision	tc
177	competition	tc	227	cross-disciplinary expertise	ott	277	decision analytics	te
178	complacency	tc	228	cross-functional team	ott	278	decision processes	ott
179	complexities	tc	229	cultivate	tc	279	decision support	ott
180	complexity	tc	230	cultivation	tc	280	decision support system	ott
181	compliance	tc	231	cultural	tc	281	decision support systems	ott
182	complicity	tc	232	cultural challenge	te	282	decision system	ott
183	comply	tc	233	culture	tc	283	decisionmaking	tc
184	compromise	tc	234	culture performance	ott	284	decision-making ability	ott
185	compromised	tc	235	curate	tc	285	decisionmaking intelligence	te
186	compromising	tc	236	curators	tc	286	decisionmaking process	ott
187	computing	tc	237	currency	tc	287	decisionmaking processes	ott
188	computing infrastructure	te	238	curriculum	tc	288	decisions	tc
189	computing processing	te	239	custom	tc	289	decisionsystems	ott
190	computing services	te	240	customer	tc	290	dedicated hardware	te
191	concern	tc	241	customer analytics	ott	291	dedicated software	te
192	concerning	tc	242	customer intelligence	ott	292	definition	tc
193	concerns	tc	243	customer satisfaction	ott	293	demo	tc
194	condition	tc	244	customers	tc	294	dependency	tc
195	conditions	tc	245	customers behaviour	ott	295	deploy	tc
196	conditions intelligence	te	246	customisation	tc	296	deployed	tc
197	confidential	tc	247	customization	tc	297	deploying	tc
198	confidentiality	tc	248	customizing	tc	298	deployment	tc
199	configure	tc	249	customs	tc	299	deployments	tc
200	configured	tc	250	cutting	tc	300	deploys	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
301	design	tc	351	efficient	tc	401	era	tc
302	design considerations	tc	352	efficient management	tc	402	ethical	tc
303	design quality	tc	353	efficient processing	tc	403	ethical AI	te
304	designs	tc	354	efficients	tc	404	ethical behavior	tc
305	desion making	tc	355	egovernance	tc	405	ethical behaviour	tc
306	desion-making	tc	356	electric	tc	406	ethical committees	ott
307	determine	tc	357	electric systems	tc	407	ethical consideration	tc
308	develop people	tc	358	electrical	tc	408	ethical considerations	tc
309	development	tc	359	electricity	tc	409	ethical usage	tc
310	development strategy	ott	360	email	tc	410	ethicality	tc
311	diagnose	tc	361	emailed	tc	411	ethically	tc
312	diagnoses	tc	362	emails	tc	412	ethicists	tc
313	diagnosing	tc	363	emission	tc	413	ethics	tc
314	didactics	tc	364	employability	tc	414	ethnic	tc
315	digital	tc	365	employed	tc	415	evaluation criteria	tc
316	digital activities	tc	366	employee	tc	416	evidence	tc
317	digital age	tc	367	employee attitude	tc	417	evidenced	tc
318	digital analytics	tc	368	employee behavior	tc	418	execution	tc
319	digital media	tc	369	employee involvement	ott	419	exhibition	tc
320	digital officers	tc	370	employee learning	ott	420	exhibitions	tc
321	digital organisation	te	371	employee preparedness	ott	421	expense	tc
322	digital organization	te	372	employee resistance	tc	422	expenses	tc
323	digital platform	te	373	employee satisfaction	ott	423	experimentation	tc
324	digital platforms	te	374	employee skills	ott	424	experimentation platform	ott
325	digital skills	tc	375	employeecentric	ott	425	experimentation platforms	ott
326	digital solutions	te	376	employees	tc	426	experimentations	tc
327	digital support	te	377	employees attitudes	tc	427	expertise	tc
328	digital systems	te	378	energy	tc	428	expertise development	tc
329	digital technologies	tc	379	energy sources	tc	429	expertise loss	tc
330	digital transformation	te	380	energy systems	tc	430	explainable AI	te
331	digital transformations	te	381	engage	tc	431	external collaboration partner	ott
332	digital transition	te	382	engaged	tc	432	factor	tc
333	disciplinary	tc	383	engagement	tc	433	factor considerations	tc
334	downstream	tc	384	engagements	tc	434	factoring	tc
335	duty	tc	385	engages	tc	435	factors	tc
336	ecological	tc	386	engineer	tc	436	factors management	ott
337	economic	tc	387	engineered	tc	437	fairness	tc
338	economic impacts	tc	388	engineering	tc	438	faithfulness	tc
339	economic media	ott	389	engineering and management	tc	439	fatigue	tc
340	economic systems	ott	390	engineering management	tc	440	fear	tc
341	ecosystem	ott	391	engineering officer	tc	441	fear of AI	te
342	ecosystems	tc	392	engineers	tc	442	fight	tc
343	education	tc	393	enhance	tc	443	financial	tc
344	effective	tc	394	enhance learning	tc	444	financing	tc
345	effectiveness	tc	395	enhanced	tc	445	fine	tc
346	effects	tc	396	enhancement	tc	446	firing	tc
347	efficiencies	tc	397	enhancements	tc	447	fix	tc
348	efficiency	tc	398	enhances	tc	448	fixed	tc
349	efficiency gain	tc	399	environmental	tc	449	foundation	tc
350	efficiency gains	tc	400	equitability	tc	450	foundational	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
451	foundations	tc	501	human resources management	ott	551	innovations	tc
452	fraud	tc	502	human skill	tc	552	innovativeness	tc
453	fraudulent	tc	503	humans	tc	553	insight	tc
454	freedom	tc	504	humans in the loop	te	554	insightful	tc
455	fuel	tc	505	illustrated	tc	555	insights	tc
456	fulness	tc	506	implement	tc	556	instability	tc
457	fund	tc	507	implementation	tc	557	instructor	tc
458	funded	tc	508	implementation phase	tc	558	integrate	tc
459	funders	tc	509	implementations	tc	559	integrates	tc
460	funding	tc	510	implemented	tc	560	integrating	tc
461	funds	tc	511	implementing	tc	561	integration	tc
462	general artificial intelligence	te	512	implementing intelligence	te	562	integration platform	tc
463	general intelligence	tc	513	implements	tc	563	integrations	tc
464	general management	ott	514	improper	tc	564	integrity	tc
465	generational	tc	515	improve	tc	565	interpret	tc
466	generational gap	ott	516	improve processes	tc	566	interpretability	tc
467	goods	tc	517	improved	tc	567	interpretative	tc
468	Google Assitant	ne	518	improves	tc	568	interpreters	tc
469	governance	ott	519	improving	tc	569	intuitive intelligence	ott
470	governance platform	ott	520	incident	tc	570	invest	tc
471	government	tc	521	incidents	tc	571	invest in people	tc
472	government support	tc	522	inclusion	tc	572	invested	tc
473	governmental	tc	523	increment	tc	573	investment	tc
474	governments	tc	524	induced	tc	574	investments	tc
475	grant	tc	525	industry	tc	575	investor	tc
476	granted	tc	526	industry organization	tc	576	investors	tc
477	granting	tc	527	inequities	tc	577	invests	tc
478	grants	tc	528	information	tc	578	irrigation	tc
479	grated	tc	529	information language processing	te	579	job	tc
480	grid	tc	530	information loss	te	580	job learning	tc
481	grown	tc	531	information management	te	581	job loss	tc
482	guarantee	tc	532	information officer	te	582	job satisfaction	tc
483	handling of data	te	533	information processing	te	583	job security	tc
484	healthiness	tc	534	information processing systems	te	584	jobs	tc
485	hide	tc	535	information processors	te	585	judicial	tc
486	hiding	tc	536	information security	te	586	jurisdiction	tc
487	highskill	tc	537	information sources	te	587	key	tc
488	highskills	tc	538	information system	te	588	key individual	tc
489	hiring	tc	539	information systems	te	589	key performance indicator	ott
490	home	tc	540	information systems management	te	590	key sources	tc
491	human	tc	541	information technologies	te	591	key technologies	tc
492	human behavior	tc	542	information technology	te	592	knowledge	tc
493	human behaviour	tc	543	informational	tc	593	knowledge acquisition	te
494	human bias	tc	544	informed	tc	594	knowledge gap	ott
495	human capital	ott	545	innovation	tc	595	knowledge learning	ott
496	human in the loop	te	546	innovation analytics	te	596	knowledge management	ott
497	human intelligence	ott	547	innovation management	ott	597	knowledge management systems	ott
498	human language	tc	548	innovation process	ott	598	KPI	ott
499	human management	ott	549	innovation systems	ott	599	labs	tc
500	human processing	ott	550	innovation technology	ott	600	lack	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
601	lack of coordination	tc	651	manage	tc	701	operational	tc
602	lag	tc	652	manage intelligence	tc	702	operational context	ott
603	lags	tc	653	manageable	tc	703	operational efficiency	ott
604	language	tc	654	managed	tc	704	operational processes	ott
605	law	tc	655	management understanding	te	705	operational processing	ott
606	laws	tc	656	manager	tc	706	operational tasks	ott
607	lawsuits	tc	657	managerial	tc	707	operational team	ott
608	leaders	tc	658	managerial challenge	ott	708	operationalization	ott
609	leadership	tc	659	managers	tc	709	operations	tc
610	leadership behaviors	tc	660	market	tc	710	operations management	ott
611	leadership support	tc	661	market demand	ott	711	operative	tc
612	learning	tc	662	market intelligence	te	712	optimize	tc
613	learnings	tc	663	market transformation	tc	713	optimized	tc
614	legal	tc	664	marketability	tc	714	optimizes	tc
615	legal boundary	tc	665	marketers	tc	715	optimizing	tc
616	legal challenge	tc	666	markets	tc	716	organisation	tc
617	legal obligations	tc	667	methodologies	tc	717	organisation culture	ott
618	legal system	tc	668	methodology	tc	718	organisational	tc
619	legal systems	tc	669	misunderstandings	tc	719	organisational learning	ott
620	legislation	tc	670	mobile	tc	720	organisational settings	ott
621	less in control	tc	671	mobile learning	tc	721	organisational support	ott
622	liability	tc	672	momentum	tc	722	organisational systems	ott
623	lifecycle	tc	673	movement	tc	723	organisational transformation	ott
624	lifecycle activities	tc	674	multifaceted	tc	724	organisationally	tc
625	lifecycle management	tc	675	multifaceted process	tc	725	organisations	tc
626	lifecycles	tc	676	multisource	tc	726	organisations transformation	ott
627	limitation	tc	677	multisources	tc	727	organise	tc
628	limitations	tc	678	narrow artificial intelligence	te	728	organised	tc
629	linformation	tc	679	natural	tc	729	organising	tc
630	local setting	tc	680	natural language	te	730	organization	tc
631	localized approach	tc	681	natural language processing	te	731	organization efficiency	ott
632	long-term deliverable	tc	682	natural learning	tc	732	organization management	ott
633	losing	tc	683	natural-language processing	te	733	organizational	tc
634	loss	tc	684	new	tc	734	organizational architecture	ott
635	loss of autonomy	tc	685	newer generation	tc	735	organizational behavior	ott
636	loss of expertise	tc	686	objective	tc	736	organizational behaviour	ott
637	machine	tc	687	objectives	tc	737	organizational changes	tc
638	machine intelligence	te	688	objectives management	ott	738	organizational culture	ott
639	machine learning	te	689	objectivity	tc	739	organizational learning	ott
640	machine learning model	te	690	office	tc	740	organizational objective	ott
641	machine learning models	te	691	office management	ott	741	organizational processes	ott
642	machine transformation	te	692	offices	tc	742	organizational structure	ott
643	machinelearning	te	693	official	tc	743	organizational support	ott
644	machine-learning	te	694	older generation	tc	744	organizational systems	ott
645	machines	tc	695	ondemand	tc	745	organizational transformation	ott
646	mainstream	tc	696	open to change	tc	746	organizations	tc
647	make	tc	697	operating officer	ott	747	organizations transformation	ott
648	make models	tc	698	operating standards	ott	748	organized	tc
649	make use	tc	699	operation	tc	749	organizing	tc
650	makes	tc	700	operation management	ott	750	organizational challenge	te

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
751	output	tc	801	privacy standards	ott	851	reinvestments	tc
752	output performance	tc	802	privacy violation	tc	852	relevance	tc
753	outputs	tc	803	privacy violations	tc	853	reorganisation	tc
754	overcome resistance	tc	804	procedure	tc	854	reorganization	tc
755	ownership	tc	805	procedure model	te	855	repetition	tc
756	ownerships	tc	806	procedures	tc	856	repetitions	tc
757	pattern	tc	807	proceed	tc	857	repetitious	tc
758	patterns	tc	808	proceeded	tc	858	repetitive	tc
759	perception	tc	809	proceeds	tc	859	repetitive processes	tc
760	perception satisfaction	tc	810	procure	tc	860	repetitive task	tc
761	perceptions	tc	811	procured	tc	861	repetitive tasks	tc
762	performance	tc	812	procurement	tc	862	required	tc
763	performance indicators	ott	813	procurement transformation	ott	863	requirement	tc
764	performance intelligence	te	814	product	tc	864	requirements	tc
765	performance management	tc	815	product focused	tc	865	requiring	tc
766	performance model	ott	816	productive	tc	866	researchers	tc
767	performance system	ott	817	productivism	tc	867	resilience	tc
768	performances	tc	818	productivity	tc	868	resilience learning	tc
769	personal growth	tc	819	productivity efficiency	ott	869	resilience learnings	tc
770	persuasion	tc	820	productivity growth	ott	870	resiliency	tc
771	pervasiveness	tc	821	productivity of employee	tc	871	resilient	tc
772	pilot	tc	822	productmarket	tc	872	resistance	tc
773	piloting	tc	823	products	tc	873	resolution	tc
774	pilots	tc	824	proof	tc	874	resource	tc
775	plan	tc	825	proof of concept	ott	875	resource analytics	ott
776	plannability	tc	826	proof-of-concept	ott	876	resource intensive	ott
777	planner	tc	827	provide	tc	877	resource management	ott
778	plans	tc	828	provided	tc	878	resource management context	ott
779	plant	tc	829	prudential	tc	879	resource processes	ott
780	policies	tc	830	public	tc	880	resources	tc
781	policy	tc	831	public management	ott	881	resources capital	ott
782	polycymaking	tc	832	public services	tc	882	resources management	ott
783	political	tc	833	publics	tc	883	resources processes	ott
784	politically	tc	834	qualities	tc	884	restrictions	tc
785	politics	tc	835	quality	tc	885	reusability	tc
786	politics models	tc	836	quality efficiency	ott	886	review	tc
787	pollution	tc	837	quality management	ott	887	reward	tc
788	potential threat	tc	838	quality of service	ott	888	reward structure	ott
789	predictability	tc	839	readability	tc	889	rewarded	tc
790	predicting	tc	840	readiness	tc	890	rewards	tc
791	predictive	tc	841	receptiveness	tc	891	riding	tc
792	predictive analytics	ott	842	receptivity	tc	892	right	tc
793	predictive model	ott	843	recognition	tc	893	rights	tc
794	predictive models	ott	844	regulation	tc	894	rightsholders	tc
795	prescriptive	tc	845	regulations	tc	895	ripe	tc
796	prevalent	tc	846	regulators	tc	896	risk	tc
797	privacy	tc	847	regulatory	tc	897	risk analytics	ott
798	privacy concerns	tc	848	regulatory boundary	ott	898	risk management	ott
799	privacy learnings	ott	849	regulatory compliance	ott	899	risk satisfaction	ott
800	privacy security	tc	850	reinterpretation	tc	900	risks	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
901	robotic	te	951	standardized solution	te	1001	technology transformations	te
902	robotic technology	te	952	statistics	tc	1002	technousefulness	te
903	robotics	tc	953	strategic	tc	1003	technovation	te
904	root	tc	954	strategic alignment	ott	1004	term	tc
905	rooted	tc	955	strategic development	ott	1005	terminology	tc
906	roots	tc	956	strategic framework	ott	1006	terms	tc
907	rule	tc	957	strategic impacts	ott	1007	test	tc
908	rules	tc	958	strategic management	ott	1008	tested routine	tc
909	rushing	tc	959	strategic transformation	ott	1009	tests	tc
910	score card	ott	960	strategical	tc	1010	thrust	tc
911	short-term deliverable	tc	961	strategies	tc	1011	time-consuming	tc
912	skill	tc	962	strategizing	tc	1012	train	tc
913	skill development	ott	963	strategy	tc	1013	trained	tc
914	skill set	tc	964	strategy indicator	ott	1014	trained transformation	tc
915	skill sets	tc	965	strategy management	ott	1015	training	tc
916	skills	tc	966	strategy systems	ott	1016	training procedure	tc
917	skills development	tc	967	strates	tc	1017	trainings	tc
918	skills intelligence	ott	968	stream	tc	1018	transability	tc
919	skillset	tc	969	structure	tc	1019	transdisciplinary	tc
920	skillsets	tc	970	structured	tc	1020	transdiscipline	tc
921	smart	tc	971	structured data	te	1021	transparency	tc
922	smart gadget	te	972	struggles	tc	1022	transparency learning	ott
923	smart homes	te	973	subjectivity	tc	1023	trend	tc
924	smart learning	te	974	success	tc	1024	trendiness	tc
925	smart system	te	975	successes	tc	1025	trending	tc
926	smart systems	te	976	supplementation	tc	1026	trends	tc
927	smart technologies	te	977	suppleness	tc	1027	trust	tc
928	smarter	tc	978	surveillance	tc	1028	trust culture	tc
929	social	tc	979	systematization	tc	1029	trustful	tc
930	social capital	tc	980	tech	tc	1030	trusts	tc
931	social impacts	tc	981	tech expertise	tc	1031	trustworthiness	tc
932	social media	tc	982	tech support	te	1032	trustworthy	tc
933	social media platforms	ott	983	technical team	ott	1033	trustworthy AI	te
934	social system	tc	984	technological	tc	1034	unavailability	tc
935	software architecture	te	985	technological challenge	te	1035	unavailable	tc
936	solidarity	tc	986	technological governance	ott	1036	unbiased	tc
937	solution	tc	987	technological solutions	te	1037	uncertainty	tc
938	solutions	tc	988	technological standards	te	1038	underestimate	tc
939	speculation	tc	989	technological transformation	te	1039	underestimating	tc
940	stability	tc	990	technologically	tc	1040	undergo	tc
941	stable	tc	991	technologies	tc	1041	undergoing	tc
942	staff	tc	992	technologist	ott	1042	underground	tc
943	staff support	tc	993	technologists	ott	1043	understand	tc
944	staffs	tc	994	technology	tc	1044	understandable	tc
945	stake	tc	995	technology implementation	ott	1045	understandably	tc
946	stake driver	tc	996	technology media	te	1046	understanding	tc
947	stakehold	tc	997	technology officer	te	1047	understands	tc
948	stakeholder	tc	998	technology officers	te	1048	understood	tc
949	stakeholders	tc	999	technology support	te	1049	unified	tc
950	stakeholders boundary	tc	1000	technology transformation	te	1050	unified language	ott

<b>N</b>	<b>Término</b>	<b>Etiqueta</b>
1051	unified system	ott
1052	unified systems	ott
1053	uninteresting	tc
1054	union	tc
1055	unlocking	tc
1056	unreliability	tc
1057	unstandardised	tc
1058	unstructured	tc
1059	untrustworthiness	tc
1060	upskill	tc
1061	usability	tc
1062	use	tc
1063	usefulness	tc
1064	value-adding result	ott
1065	value-creation	ott
1066	vulnerability	tc
1067	wake	tc
1068	weak artificial intelligence	te
1069	well	tc
1070	wellaligned	tc
1071	wellness	tc
1072	wellness platform	tc
1073	wellstructured	tc
1074	wind	tc
1075	withstand	tc
1076	workflow	tc
1077	workflows	tc
1078	workload	tc
1079	workloads	tc
1080	worthiness	tc

## Gold Standard sobre Implementación de Inteligencia Artificial en Español

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
1	accesibilidad	tc	51	almacenada	tc	101	barreras	tc
2	acceso	tc	52	almacenamiento	tc	102	benefician	tc
3	acceso no autorizado	tc	53	almacenar	tc	103	beneficio	tc
4	accesos	tc	54	almacenar	tc	104	beneficio práctico	tc
5	aceptación	tc	55	almacenarse	tc	105	beneficios	tc
6	adaptabilidad	tc	56	almacenes	tc	106	beneficios prácticos	tc
7	adaptación	tc	57	ambicioso	tc	107	brecha de seguridad	ott
8	adaptación a los cambios	ott	58	ambientales	tc	108	calidad	tc
9	adaptada	tc	59	ambientalistas	tc	109	calidad de los datos	te
10	adaptadas	tc	60	ambiente	tc	110	calidades	tc
11	adaptado	tc	61	ambiente humano	tc	111	calificaciones	tc
12	adaptados	tc	62	ambiente propicio	tc	112	calificado	tc
13	adaptan	tc	63	ámbitos	tc	113	calma	tc
14	adaptando	tc	64	análisis	tc	114	canal	tc
15	adaptándose	tc	65	análisis de datos	te	115	canal de apoyo	tc
16	adaptar	tc	66	analizada	tc	116	canal de comunicación	tc
17	adaptarla	tc	67	anexos	tc	117	canales de apoyo	tc
18	adaptarse	tc	68	apoyo	tc	118	canales de comunicación	tc
19	adaptativa	tc	69	apoyo continuo	tc	119	capacidad	tc
20	adaptativas	tc	70	apoyo diario	tc	120	capacidades	tc
21	adaptativo	tc	71	aprenden	tc	121	capacitación	tc
22	adaptativos	tc	72	aprender	tc	122	características	tc
23	adaptan	tc	73	aprendidas	tc	123	carencia	tc
24	adopción	tc	74	aprendizaje	tc	124	caso de uso	ott
25	adquisición	tc	75	aprendizaje automático	te	125	casos	tc
26	afectaciones	tc	76	aprendizajes	tc	126	ciberseguridad	te
27	afectivos	tc	77	aprobado	tc	127	ciencia	tc
28	afirmaciones	tc	78	aprovechada	tc	128	ciencia de datos	te
29	ágiles	tc	79	aprovechado	tc	129	ciencias	tc
30	agilidad	tc	80	aprovechados	tc	130	científico	tc
31	agilismo	tc	81	aprovechamiento	tc	131	científico de datos	te
32	agiliza	tc	82	aprovechan	tc	132	civil	tc
33	agilizan	tc	83	aprovechando	tc	133	clave	tc
34	agilizar	tc	84	aprovechar	tc	134	claves	tc
35	agilizará	tc	85	aproveche	tc	135	cliente	tc
36	agobio	tc	86	aprovecho	tc	136	clientes	tc
37	ahorro	tc	87	apto	tc	137	código	te
38	ahorros	tc	88	artificial	tc	138	cohesivo	tc
39	alfabetización digital	te	89	artificial intelligence	te	139	colaboración	tc
40	algoritmo	ott	90	artificial intelligences	te	140	comercial	tc
41	algoritmo de IA	te	91	asertividad	tc	141	comerciales	tc
42	algoritmos	ott	92	ataque	tc	142	comercializar	tc
43	alineación	tc	93	atrevimiento	tc	143	comercio	tc
44	alineadas	tc	94	auditable	ott	144	comodo	tc
45	alinean	tc	95	ausencia	tc	145	compatibilidad	tc
46	alinearse	tc	96	autoaprendizaje	tc	146	compleja	tc
47	alinean	tc	97	automation	te	147	complejas	tc
48	alineen	tc	98	automatización	te	148	complejidad	tc
49	almacén	tc	99	autonomía	tc	149	complejo	tc
50	almacena	tc	100	barrera	tc	150	complejos	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
151	complementa	tc	201	costos de adquisición	ott	251	división	tc
152	complementar	tc	202	costosa	tc	252	educación	tc
153	complementaria	tc	203	costosas	tc	253	efectiva	tc
154	complementarias	tc	204	costoso	tc	254	efectivas	tc
155	complicaciones	tc	205	costosos	tc	255	efectividad	tc
156	complicada	tc	206	creencia	tc	256	efectivo	tc
157	complicadas	tc	207	cuestionario	tc	257	efectivos	tc
158	complicado	tc	208	culminación	tc	258	eficiencia	tc
159	compromiso	tc	209	cultura	tc	259	eficiencia operativa	ott
160	compromisos	tc	210	cultura organizacional	ott	260	eficiencias	tc
161	comunicación	tc	211	cultura organizativa	ott	261	ejemplifica	tc
162	comunicaciones	tc	212	cumplimiento normativo	ott	262	elección	tc
163	concienciar	tc	213	customización	tc	263	electricidad	tc
164	concientizar	tc	214	dato	tc	264	embarcarse	tc
165	conectividad	tc	215	datos	tc	265	embudo	tc
166	conexión	tc	216	datos personales	tc	266	empacadora	tc
167	confiabilidad	ott	217	decisión	tc	267	emplazara	tc
168	confiable	tc	218	decisiones	tc	268	empleado	tc
169	confiables	tc	219	deductivo	tc	269	empleados	tc
170	confianza	tc	220	defectuoso	tc	270	empleando	tc
171	confiar	tc	221	definición	tc	271	emplearse	tc
172	confidencial	tc	222	delincuencia	tc	272	empleo	tc
173	confidencialidad	tc	223	demanda	tc	273	empodera	tc
174	confort	tc	224	demandan	tc	274	empoderamiento	tc
175	conocen	tc	225	demandas	tc	275	empoderar	tc
176	conocida	tc	226	democracia	tc	276	empresa	tc
177	conocidas	tc	227	democratización	tc	277	empresarial	tc
178	conocido	tc	228	democratizar	tc	278	empresariales	tc
179	conocidos	tc	229	departamento	tc	279	empresario	tc
180	conocimiento	tc	230	departamentos	tc	280	empresas	tc
181	conocimientos	tc	231	desarrollo	tc	281	empuje	tc
182	consecuencia	tc	232	desarrollos	tc	282	energética	tc
183	consecuencias	tc	233	descapitalización	ott	283	energéticas	tc
184	consejo	tc	234	descontento	tc	284	enfocan	tc
185	consumidor	tc	235	desempeñar	tc	285	enfocar	tc
186	consumidores	tc	236	desempeño	tc	286	enfocaron	tc
187	contractivo	tc	237	desinstalación	tc	287	enfocarse	tc
188	contratación externa	ott	238	desmitificación	tc	288	enfriamiento	tc
189	control	tc	239	desmitificando	tc	289	entorno propicio	tc
190	control operativo	ott	240	desmitificar	tc	290	entrega	tc
191	controla	tc	241	destrucción	tc	291	entregadas	tc
192	controlador	tc	242	diccionario	tc	292	entregas	tc
193	controlar	tc	243	diferenciarse	tc	293	entrenamiento	tc
194	controlarse	tc	244	dificulte	tc	294	entusiasmo	tc
195	corrección	tc	245	digital	te	295	equidad	tc
196	coste	tc	246	digital transformation	te	296	equilibrar	tc
197	costear	tc	247	digitalización	te	297	equipamiento	tc
198	costes	tc	248	dilema	tc	298	equipo	tc
199	costo	tc	249	disponibilidad	tc	299	equipo humano	tc
200	costos	tc	250	disposiciones	tc	300	equipos	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
301	error	tc	351	formación	tc	401	ingrediente	tc
302	error humano	tc	352	formar	tc	402	innecesarias	tc
303	errores	tc	353	formularon	tc	403	innova	tc
304	escala	tc	354	fraude	tc	404	innovación	tc
305	escalabilidad	ott	355	fraudes	tc	405	innovaciones	tc
306	escalar	tc	356	fraudulentas	tc	406	innovador	tc
307	escepticismo	tc	357	fugas de información	te	407	innovadora	tc
308	establecida	tc	358	funcional	tc	408	innovadoras	tc
309	establecimiento	tc	359	fundamentos	tc	409	innovadores	tc
310	estancamiento	tc	360	gestión empresarial	ott	410	innovar	tc
311	estimaciones	tc	361	grado	tc	411	inseguridad	tc
312	estrategia	tc	362	grados	tc	412	instrucciones	tc
313	estrategias	tc	363	gráficas	tc	413	integra	tc
314	estratégico	tc	364	gráficos	tc	414	integración	tc
315	estratégicos	tc	365	habilidad	tc	415	integrada	tc
316	etica	tc	366	habilidades	tc	416	integrado	tc
317	evaluación	tc	367	herramienta	tc	417	integrador	tc
318	evolución	tc	368	herramientas	tc	418	integradora	tc
319	excelencia	tc	369	IA	te	419	integrados	tc
320	éxito	tc	370	imparciales	tc	420	integrando	tc
321	experiencia	tc	371	implementación	tc	421	integrantes	tc
322	experiencia del cliente	ott	372	implementaciones	tc	422	integrar	tc
323	experiencias	tc	373	implementan	tc	423	integraran	tc
324	experimentación	tc	374	implementando	tc	424	integrarlos	tc
325	experimentado	tc	375	implementar	tc	425	integrarse	tc
326	experimentando	tc	376	implementarla	tc	426	integre	tc
327	experimentar	tc	377	implementarlas	tc	427	integren	tc
328	experimento	tc	378	implementaron	tc	428	integridad	te
329	experto	tc	379	implementarse	tc	429	inteligencia	tc
330	experto humano	te	380	implemente	tc	430	inteligencia artificial	te
331	expertos	tc	381	implementen	tc	431	inteligencias	tc
332	explicabilidad	te	382	implica	tc	432	inteligencias artificiales	te
333	explicación	tc	383	implicaba	tc	433	intención de uso	ott
334	facilita	tc	384	implicación	tc	434	inversión	tc
335	facilitación	tc	385	implicaciones	tc	435	judicial	tc
336	facilitado	tc	386	implicancias	tc	436	judiciales	tc
337	facilitador	tc	387	imposición	tc	437	largo	tc
338	facilitadores	tc	388	impreso	tc	438	largo plazo	tc
339	facilitan	tc	389	indica	tc	439	legal	tc
340	facilitando	tc	390	indicado	tc	440	legales	tc
341	facilitar	tc	391	indicador	tc	441	lenguaje	te
342	facilitara	tc	392	indicadores	tc	442	lenguaje de programación	te
343	faciliten	tc	393	indicar	tc	443	lenguajes de programación	te
344	factor	tc	394	indicaron	tc	444	ley	tc
345	fase	tc	395	inferencia	tc	445	líder de opinión	ott
346	fases	tc	396	infiltrarse	tc	446	machine learning	te
347	favorece	tc	397	información	tc	447	mandos intermedios	tc
348	fidelidad	tc	398	informática	te	448	matenimiento	tc
349	fiscalizaciones	tc	399	infraestructura	tc	449	mejores prácticas	tc
350	flexibilidad	tc	400	infraestructura tecnológica	ott	450	mercado laboral	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
451	metodología	tc	501	paciente	tc	551	rastreo	tc
452	miedo	tc	502	participación	tc	552	recalcar	tc
453	modelar	tc	503	pensamiento	tc	553	recomendación	tc
454	modelo	tc	504	perfidia	tc	554	recomendaciones	tc
455	modelo de IA	te	505	perfil	tc	555	recomendaron	tc
456	modelo operativo	ott	506	perfilamiento	tc	556	recurso	tc
457	modelos	tc	507	perfiles	tc	557	recurso humano	tc
458	moderados	tc	508	performance	tc	558	recursos	tc
459	monitorea	tc	509	permanencia	tc	559	redes	tc
460	monitoreado	tc	510	permeabilidad	tc	560	reemplaza	tc
461	monitoreando	tc	511	personal directico	tc	561	reemplazan	tc
462	monitorear	tc	512	personalización	tc	562	reemplazar	tc
463	monitoreo	tc	513	personalizar	tc	563	reemplazarla	tc
464	multidisciplinaria	tc	514	pilar	tc	564	reemplazarlo	tc
465	multiplataforma	tc	515	pilares	tc	565	reemplazo	tc
466	multiprofesional	ott	516	planeamiento	tc	566	reentrenamiento	tc
467	natural	tc	517	plataforma	tc	567	reestructuración	tc
468	natural language processing	te	518	plataformas	tc	568	reflejo	tc
469	necesaria	tc	519	PLN	te	569	regla	tc
470	necesarias	tc	520	potencial humano	ott	570	reglamento	tc
471	necesario	tc	521	preparación	tc	571	reglas	tc
472	necesarios	tc	522	prevenir	tc	572	regulación	tc
473	necesidad	tc	523	prioridad estrategica	ott	573	regulaciones	tc
474	necesidades	tc	524	privacidad	tc	574	regulador	tc
475	necesita	tc	525	procedia	tc	575	regularidad	tc
476	nueva tecnologia	tc	526	procedimiento	tc	576	regulatorias	tc
477	objetiva	tc	527	procesa	tc	577	regulatorios	tc
478	objetividad	tc	528	procesamiento	tc	578	remuneración	tc
479	objetivo	tc	529	procesamiento de lenguaje natural	te	579	rendición	tc
480	objetivos	tc	530	proceso	tc	580	rendimiento	tc
481	objetivos comercial	tc	531	procesos	tc	581	renovación	tc
482	objeto	tc	532	procurar	tc	582	rentables	tc
483	obstaculo	tc	533	productiva	tc	583	reorganización	tc
484	operación	tc	534	productividad	tc	584	repetitiva	tc
485	opreaciones	tc	535	productividad laboral	ott	585	repetitivas	tc
486	optimismo	tc	536	productivo	tc	586	repetitivo	tc
487	optimización	tc	537	profesional	tc	587	reponsabilidad	tc
488	optimización de procesos	ott	538	profesionales	tc	588	repositorio	ott
489	organización	tc	539	profesionalismo	tc	589	repositorio artificial	ott
490	organizacional	tc	540	profundidad	tc	590	repositorio centralizado	ott
491	organizacionales	tc	541	programación	tc	591	resaltaron	tc
492	organizaciones	tc	542	protección de datos	te	592	resiliencia	tc
493	organizada	tc	543	protocolo	ott	593	resiliente	tc
494	organizar	tc	544	protocolo de privacidad	ott	594	resistencia	tc
495	organizativa	tc	545	protocolo de seguridad	ott	595	resistencia al cambio	ott
496	organizativas	tc	546	protocolos	tc	596	resistirse	tc
497	organizativo	tc	547	qualitativa	tc	597	responsable	tc
498	organizativos	tc	548	qualitativas	tc	598	restricción	tc
499	organizo	tc	549	rastreable	tc	599	restricciones	tc
500	orientaciones	tc	550	rastrear	tc	600	resultado	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
601	resultado operativo	ott	651	trabajadores	tc
602	resultados	tc	652	trabajo	tc
603	retención	tc	653	trabajo diario	tc
604	reto	tc	654	trabajo en equipo	tc
605	retos	tc	655	trabajo humano	tc
606	retrabajo	tc	656	trabajo multidisciplinar	tc
607	retroalimentación	tc	657	trabajos	tc
608	retroalimentaciones	tc	658	transdisciplinaria	ott
609	retroalimentar	tc	659	transformación	tc
610	retroalimentarse	tc	660	transformación digital	te
611	ritmo	tc	661	transiciones	tc
612	rol	tc	662	transparencia	tc
613	rotacional	tc	663	transparente	tc
614	satisfacción	tc	664	transparentes	tc
615	satisfacción del consumidor	ott	665	trascendencia	tc
616	secuencia	tc	666	trasciende	tc
617	seguimiento	tc	667	trato	tc
618	seguridad	tc	668	usarla	tc
619	seguro	tc	669	usuario	tc
620	sistema	tc	670	usuarios	tc
621	sistemas	tc	671	valor	tc
622	sistemas inteligentes	te	672	valor agregado	ott
623	social	tc	673	valor añadido	ott
624	sociedad	tc	674	variaciones	tc
625	socio	tc	675	veracidad	tc
626	socioemocionales	tc	676	voluntad de uso	ott
627	socios	tc			
628	soporte tecnico	tc			
629	supervisión	tc			
630	talento	tc			
631	talento humano	tc			
632	talentos	tc			
633	tarea diaria	tc			
634	tareas diarias	tc			
635	tecnocrática	ott			
636	tecnología	tc			
637	tecnología informática	tc			
638	tecnologías	tc			
639	tecnológica	tc			
640	tecnologización	ott			
641	temor	tc			
642	tendencia	tc			
643	tendencias	tc			
644	test	tc			
645	toma	tc			
646	toma de deciones	tc			
647	toma de decisiones	tc			
648	toma de decisiones basada en datos	te			
649	tomar	tc			
650	tomaron	tc			

## Gold Standard sobre Implementación de Computación en la Nube en Inglés

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
1	ability	tc	51	artificial	tc	101	categorized	tc
2	abuse	tc	52	artificial intelligence	te	102	categorizing	tc
3	accelerator	tc	53	assured	tc	103	central computer	te
4	acceptance	tc	54	attractiveness	tc	104	chain	tc
5	access	tc	55	authority	tc	105	chain management	tc
6	access making	tc	56	authorization	tc	106	challenge	tc
7	accessed	tc	57	automate	tc	107	challenges	tc
8	accessibility	tc	58	automation	tc	108	change	tc
9	accessible	tc	59	autonomous	tc	109	change management	ott
10	accessing	tc	60	availability	tc	110	change technology	te
11	accompanied	tc	61	availability of service	ott	111	change transformation	ott
12	accountability	tc	62	available	tc	112	changed	tc
13	accounted	tc	63	aware	tc	113	changes	tc
14	accounting	tc	64	awareness	tc	114	chief	tc
15	accounting analytics	ott	65	axis	tc	115	citizenship	tc
16	adapt	tc	66	bandwidth	ott	116	cloud	tc
17	adaptability	tc	67	behavior	tc	117	cloud bursting	te
18	adaptable	tc	68	behavioral	tc	118	cloud computing	te
19	adapted	tc	69	behaviors	tc	119	cloud computing management	te
20	adapting	tc	70	behaviour	tc	120	cloud computing model	te
21	adaptive	tc	71	behavioural	tc	121	cloud computing service	te
22	administrative burden	tc	72	beneficial	tc	122	cloud computing services	te
23	administrative task	tc	73	budget	tc	123	cloud computing technology	te
24	adoption	tc	74	budgets	tc	124	cloud deployment	te
25	afford	tc	75	build	tc	125	cloud deployment strategy	te
26	afforded	tc	76	builds	tc	126	cloud infrastructure	te
27	algorithm	tc	77	business	tc	127	cloud model	te
28	algorithms	tc	78	business application	te	128	cloud platform	te
29	align	tc	79	business intelligence	te	129	cloud platforms	te
30	alignment	tc	80	business management	tc	130	cloud provider	te
31	allocate	tc	81	business model	tc	131	cloud service	te
32	allocated	tc	82	business models	tc	132	cloud service providers	te
33	allocating	tc	83	business needs	tc	133	cloud services	te
34	allocation	tc	84	business objectives	ott	134	cloud services selection	te
35	allowing	tc	85	business operation	ott	135	cloud specific	te
36	amelioration	tc	86	business operations	ott	136	cloud transformation	te
37	antecedent	tc	87	business service	ott	137	cloud user	te
38	antecedents	tc	88	business transformation	te	138	cloudbacked	te
39	app	tc	89	businesses	tc	139	cloudbased	te
40	applicability	tc	90	calculation	tc	140	cloud-based	te
41	application	tc	91	compatibility	tc	141	clouds	te
42	application services	te	92	capabilities	tc	142	cognition	tc
43	applications	tc	93	capability	tc	143	cognitive	tc
44	applied	tc	94	capital	tc	144	cognitive computing	tc
45	applies	tc	95	capital expenditure	ott	145	collaboration	tc
46	apply	tc	96	capital expenditures	ott	146	collaborations	tc
47	applying	tc	97	capital management	ott	147	combine	tc
48	appropriateness	tc	98	capturing	tc	148	combined	tc
49	apps	tc	99	categorical	tc	149	combines	tc
50	architecture	tc	100	categorization	tc	150	compatible	tc

<b>N</b>	<b>Término</b>	<b>Etiqueta</b>	<b>N</b>	<b>Término</b>	<b>Etiqueta</b>	<b>N</b>	<b>Término</b>	<b>Etiqueta</b>
151	competence	tc	201	continuous	tc	251	defining	tc
152	competency	tc	202	contradictory	tc	252	definition	tc
153	competing	tc	203	contradicts	tc	253	deliver	tc
154	competition	tc	204	convey	tc	254	delivered	tc
155	competitive	tc	205	conveyed	tc	255	delivering	tc
156	competitiveness	tc	206	conveying	tc	256	delivering computing	te
157	competitor	tc	207	coordinated	tc	257	delivers	tc
158	competitors	tc	208	coordinating	tc	258	delivery	tc
159	complexities	tc	209	coordination	tc	259	delivery model	te
160	complexity	tc	210	correlation	tc	260	delivery models	te
161	compliance	ott	211	correlations	tc	261	delivery officer	te
162	complicated	tc	212	cost	tc	262	demand	tc
163	complications	tc	213	cost effectiveness	tc	263	demand services	tc
164	comply	tc	214	cost-effectiveness	tc	264	demanding	tc
165	complying	tc	215	costs	tc	265	demands	tc
166	compromise	tc	216	credibility	tc	266	dependency	tc
167	compromised	tc	217	criteria	tc	267	deploy	tc
168	compromises	tc	218	csv	te	268	deploy computing	te
169	compute	tc	219	cultural	tc	269	deployed	tc
170	computed	tc	220	custom	tc	270	deploying	tc
171	computer	tc	221	customer	tc	271	deployment	tc
172	computer service	te	222	customer account	ott	272	deployment model	te
173	computing	tc	223	customer satisfaction	ott	273	deployment models	te
174	computing power	te	224	customers	tc	274	deployment startegy	te
175	concern	tc	225	customise	tc	275	deployments	tc
176	concerning	tc	226	customised	tc	276	deploys	tc
177	concerns	tc	227	customizability	ott	277	depository	tc
178	concurrency	tc	228	customization	tc	278	deputy	tc
179	condition	tc	229	customize	tc	279	design	tc
180	conditions	tc	230	customized	tc	280	designed	tc
181	confidential	tc	231	cutting	tc	281	designs	tc
182	confidentiality	tc	232	cuttingedge	tc	282	determinant	tc
183	confidentially	tc	233	data	tc	283	determinants	tc
184	configuration	tc	234	data availability	tc	284	determination	tc
185	configuration settings	tc	235	data center	te	285	determine	tc
186	configurations	tc	236	data centering	te	286	determined	tc
187	connect	tc	237	data centers	te	287	determines	tc
188	connected	tc	238	data computing	te	288	determining	tc
189	connecting	tc	239	data integrity	te	289	deterministic	tc
190	consensus	tc	240	data management	te	290	develop	tc
191	constrained	tc	241	data redundancy	te	291	developer	tc
192	consultant	tc	242	data security	te	292	developers	tc
193	consultants	tc	243	data sensitive	te	293	developing	tc
194	consulting	tc	244	data transfer	te	294	development	tc
195	consume	tc	245	database	te	295	development computing	te
196	consumed	tc	246	databases	te	296	developments	tc
197	consumer	tc	247	decision	tc	297	develops	tc
198	consumer satisfaction	ott	248	decision making	tc	298	devices	tc
199	consumers	tc	249	decisions	tc	299	difficulties	tc
200	contended	tc	250	defined	tc	300	difficulty	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
301	digital	tc	351	encouraging	tc	401	facility	tc
302	digital firm	te	352	energies	tc	402	factor	tc
303	digital transformation	te	353	energy	tc	403	factored	tc
304	distributed environment	te	354	energy consumption	tc	404	factorial	tc
305	drivers	tc	355	energy saving	tc	405	factories	tc
306	durability	tc	356	engaged	tc	406	factoring	tc
307	dynamically	tc	357	engagement	tc	407	factors	tc
308	ease	tc	358	engine	tc	408	fairness	tc
309	ease of usage	tc	359	engineer	tc	409	faithfulness	tc
310	ease of use	tc	360	engineering	tc	410	fear	tc
311	easily	tc	361	engineering management	ott	411	fear of change	tc
312	ecological	tc	362	engineers	tc	412	finances	tc
313	economic	tc	363	engines	tc	413	financial	tc
314	economical	tc	364	enhance	tc	414	financial resources	tc
315	economically feasible	tc	365	enhance services	tc	415	financial services	tc
316	economies	tc	366	enhanced	tc	416	financing	tc
317	ecosystem	tc	367	enhancement	tc	417	find	tc
318	ecosystems	tc	368	enhances	tc	418	firewalls	tc
319	education	tc	369	environment	tc	419	found	tc
320	effect	tc	370	environment computing	te	420	foundation	tc
321	effective	tc	371	environment cost	ott	421	foundational	tc
322	effective efforts	tc	372	environmental	tc	422	foundations	tc
323	effectiveness	tc	373	environmentally	tc	423	fraud	tc
324	effects	tc	374	environments	tc	424	freedom	tc
325	efficiencies	tc	375	ethical	tc	425	gain	tc
326	efficiency	tc	376	ethics	tc	426	gained	tc
327	efficient	tc	377	evidence	tc	427	gains	tc
328	efficients	tc	378	evidenced	tc	428	goods	tc
329	ehrm	ott	379	execution	tc	429	governance	ott
330	elearning	tc	380	execution stage	ott	430	government	tc
331	electrical	tc	381	executions	tc	431	government standards	ott
332	electricity	tc	382	executive	tc	432	governmental	tc
333	electricity consumption	tc	383	executive officer	tc	433	governmental transformation	ott
334	email	tc	384	executive officers	tc	434	governments	tc
335	email services	te	385	executives	tc	435	grant	tc
336	emailed	tc	386	expense	tc	436	grants	tc
337	emails	tc	387	expenses	tc	437	grid	tc
338	emission	tc	388	expenses making	ott	438	guarantee	tc
339	emissions	tc	389	experimentation	tc	439	guarantees	tc
340	employ	tc	390	expert	tc	440	hardware	te
341	employed	tc	391	expertise	tc	441	hardware resources	te
342	employee	tc	392	experts	tc	442	high value	tc
343	employee management	ott	393	facilitate	tc	443	hiring	tc
344	employees	tc	394	facilitated	tc	444	home	tc
345	employees satisfaction	ott	395	facilitates	tc	445	horizon	tc
346	employing	tc	396	facilitating	tc	446	hrm	ott
347	employs	tc	397	facilitating condition	tc	447	hrm systems	ott
348	encourage	tc	398	facilitating conditions	tc	448	human	tc
349	encouraged	tc	399	facilitators	tc	449	human behavior	tc
350	encourages	tc	400	facilities	tc	450	human resource	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
451	human resource management	ott	501	insights	tc	551	mainstream	tc
452	human resources	tc	502	instability	tc	552	maintenance	tc
453	hybrid	tc	503	install	tc	553	maintenances	tc
454	hybrid cloud	te	504	integrate	tc	554	make	tc
455	iaas	te	505	integrated	tc	555	makes	tc
456	illustrates	tc	506	integrates	tc	556	manage	tc
457	impartiality	tc	507	integrating	tc	557	manageability	tc
458	implement	tc	508	integration	tc	558	manageable	tc
459	implementable	tc	509	integrity	tc	559	managed	tc
460	implementation	tc	510	internet	tc	560	management	tc
461	implementation system	ott	511	internet computing	te	561	management system	te
462	implementations	tc	512	internet services	tc	562	manager	tc
463	implemented	tc	513	interpret	tc	563	managerial	tc
464	implementing	tc	514	interpretative	tc	564	managers	tc
465	imprecision	tc	515	invest	tc	565	manufacturing	tc
466	improper	tc	516	invested	tc	566	market	tc
467	improve	tc	517	investment	tc	567	market computing	ott
468	improve computing	te	518	investments	tc	568	market intelligence	ott
469	improved	tc	519	investors	tc	569	markets	tc
470	improver	tc	520	it infrastructure	te	570	method	tc
471	improves	tc	521	job	tc	571	method computing	ott
472	improving	tc	522	job satisfaction	ott	572	methodologies	tc
473	inability	tc	523	jobs	tc	573	methodology	tc
474	inclusion	tc	524	key	tc	574	methods	tc
475	incompatibility	tc	525	key performance indicators	ott	575	migrate	tc
476	induce	tc	526	knowledge	tc	576	migrating	tc
477	industry	tc	527	kpi	ott	577	migration	tc
478	inform	tc	528	lack	tc	578	misunderstanding	tc
479	information	tc	529	lacks	tc	579	mobile	tc
480	information behavior	te	530	language	tc	580	momentum	tc
481	information management	te	531	large	tc	581	multiterminal	tc
482	information officer	te	532	large firm	tc	582	natural	tc
483	information platform	te	533	large-scale computing	te	583	necessities	tc
484	information processing	te	534	leader	tc	584	necessity	tc
485	information system	te	535	leaders	tc	585	need	tc
486	information systems	te	536	leadership	tc	586	needed	tc
487	information systems management	te	537	leadership support	tc	587	needs	tc
488	information systems management tasks	te	538	learning	tc	588	net	tc
489	informational	tc	539	learnings	tc	589	network	tc
490	informing	tc	540	lease	tc	590	network equipment	te
491	informs	tc	541	legal	tc	591	networked	te
492	infrastructure	tc	542	legislation	tc	592	networking	tc
493	infrastructure as a service	te	543	legislations	tc	593	networking services	te
494	infrastructure cost	ott	544	liability	tc	594	networks	tc
495	infrastructure management	ott	545	limitation	tc	595	objective	tc
496	infrastructures	tc	546	limitations	tc	596	objectives	tc
497	innovation	tc	547	loss	tc	597	objectivity	tc
498	innovations	tc	548	machine	tc	598	office	tc
499	innovativeness	tc	549	machine learning	te	599	offices	tc
500	insight	tc	550	machines	tc	600	official	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
601	officials	tc	651	overcome	tc	701	proceed	tc
602	off-site	ott	652	overcoming	tc	702	proceeds	tc
603	on demand	ott	653	owner managers	ott	703	process	tc
604	ondemand	ott	654	ownership	tc	704	process management	ott
605	ondemand services	te	655	paas	te	705	processed	tc
606	onpremise	te	656	paas computing	te	706	processes	tc
607	on-premise	te	657	paas services	te	707	processes computing	te
608	onpremise computing	te	658	pattern	tc	708	processing	tc
609	on-premise server	te	659	patterns	tc	709	processors	tc
610	onpremises	te	660	pay-as-you-go	te	710	procurement	tc
611	onshore	tc	661	perceive	tc	711	product	tc
612	onsite	tc	662	perceived	tc	712	product management	ott
613	on-site	tc	663	perceived usefulness	ott	713	productive	tc
614	operable	tc	664	percepation	tc	714	productivity	tc
615	operate	tc	665	perception	tc	715	products	tc
616	operated	tc	666	perceptions	tc	716	profitable	tc
617	operating	tc	667	performance	tc	717	programming language	te
618	operating expenditure	ott	668	performance management	ott	718	proof	tc
619	operating system	te	669	performance productivity	ott	719	properties	tc
620	operating systems	tc	670	performances	tc	720	provide	tc
621	operation	tc	671	personnel costs	tc	721	provide services	tc
622	operational	ott	672	pervasiveness	tc	722	provided	tc
623	operational computing	te	673	physical	tc	723	provides	tc
624	operational cost	ott	674	physical infrastructure	tc	724	providing	tc
625	operationally	tc	675	physical resources	te	725	public	tc
626	operations	tc	676	pilot	tc	726	public cloud	te
627	operative	tc	677	piloting	tc	727	public service	tc
628	optimisation	tc	678	platform	tc	728	public services	tc
629	optimistic	tc	679	platform as a service	te	729	public cloud	te
630	optimization	tc	680	platform services	te	730	qualities	tc
631	optimize	tc	681	platformization	tc	731	quality	tc
632	optimized	tc	682	platforms	tc	732	quality management	ott
633	optimizing	tc	683	platforms and models	te	733	quality of service	ott
634	organisation	tc	684	policies	tc	734	rational	tc
635	organisational	tc	685	policy	tc	735	rationality	tc
636	organisational change	ott	686	policy considerations	ott	736	readiness	tc
637	organisations	tc	687	predict	tc	737	ready	tc
638	organization	tc	688	predictive	tc	738	reasons	tc
639	organization policies	ott	689	premise	tc	739	recognition	tc
640	organizational	tc	690	premises	tc	740	reform	tc
641	organizational behavior	ott	691	prevalent	tc	741	regulation	tc
642	organizational change	ott	692	prices	tc	742	regulations	tc
643	organizations	tc	693	privacy	tc	743	regulatory	tc
644	organizations management	ott	694	privacy risk	ott	744	regulatory conditions	ott
645	organize	tc	695	privacy system	te	745	regulatory support	ott
646	organized	tc	696	private	tc	746	reject	tc
647	organizing	tc	697	private cloud	te	747	rejected	tc
648	output	tc	698	private information	tc	748	rejecting	tc
649	outputs	tc	699	procedure	tc	749	rejects	tc
650	outstanding	tc	700	procedures	tc	750	relevance	tc

N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta	N	Término	Etiqueta
751	reliability	tc	801	secured	tc	851	strategic	ott
752	remote	tc	802	security	tc	852	strategic management	ott
753	remote work	tc	803	security computing	te	853	strategies	tc
754	remoteness	tc	804	security concern	tc	854	strategy	tc
755	reorganization	tc	805	security concerns	tc	855	strategy transformation	ott
756	require	tc	806	security management	ott	856	structure	tc
757	required	tc	807	security risk	tc	857	structured	tc
758	requirement	tc	808	security services	te	858	structures	tc
759	requirements	tc	809	security system	ott	859	struggle	tc
760	requires	tc	810	seek	tc	860	stuff	tc
761	requiring	tc	811	seeking	tc	861	success	tc
762	rescaling	tc	812	seeks	tc	862	successes	tc
763	researcher	tc	813	sensitive	tc	863	support	tc
764	researchers	tc	814	sensitive data	tc	864	supported	tc
765	resilience	tc	815	servable	te	865	supporter	tc
766	resiliency	tc	816	server	te	866	supporting	tc
767	resilient	tc	817	servers	te	867	supportive	tc
768	resistance	tc	818	service over the internet	te	868	supports	tc
769	resistant	tc	819	set	tc	869	system	tc
770	resolutions	tc	820	simplicity	tc	870	systems	tc
771	resource	tc	821	simplified	tc	871	tactical	ott
772	resource consumption	ott	822	simplistic	tc	872	tech	tc
773	resource cost	ott	823	smart	tc	873	technical	tc
774	resource management	ott	824	sme	ott	874	technological	tc
775	resource services	te	825	smes	ott	875	technologically	tc
776	resource structure	ott	826	social	tc	876	technologies	tc
777	resources	tc	827	social media	tc	877	technologists	ott
778	resources computing	te	828	social transformation	ott	878	technology	tc
779	resources management	ott	829	socialcognitive	ott	879	technology expenditures	ott
780	restriction	tc	830	software	te	880	technology management	ott
781	restrictions	tc	831	software application	te	881	technology officer	ott
782	reusability	ott	832	software as a service	te	882	technology officers	te
783	review	tc	833	software management	te	883	technology services	te
784	reviewed	tc	834	software services	te	884	technologys	tc
785	reviewing	tc	835	solution	tc	885	technovation	tc
786	reviews	tc	836	solutions	tc	886	telecommunications	ott
787	rights	tc	837	spread	tc	887	term	tc
788	risk	tc	838	spreads	tc	888	terms	tc
789	risk management	ott	839	stability	tc	889	terror	tc
790	risks	tc	840	stable	tc	890	test	tc
791	rule	tc	841	staff	tc	891	tests	tc
792	ruled	tc	842	staff member	tc	892	top	tc
793	rules	tc	843	staffs	tc	893	top management	tc
794	saas	te	844	stakeholders	tc	894	top management support	ott
795	saas adoption	te	845	statistic	tc	895	top managements	tc
796	saas model	te	846	statistica	tc	896	trained	tc
797	saas services	te	847	statistics	tc	897	trainer	tc
798	scalability	tc	848	storage	tc	898	training	tc
799	scalable resources	te	849	storage service	te	899	transparency	tc
800	scaling	tc	850	strate	tc	900	trust	tc

<b>N</b>	<b>Término</b>	<b>Etiqueta</b>
901	trustworthiness	tc
902	tvalue	ott
903	ultimately	tc
904	unavailability	tc
905	unavailable	tc
906	unawareness	tc
907	uncertainties	tc
908	uncertainty	tc
909	undergo	tc
910	understand	tc
911	understandable	tc
912	understanding	tc
913	understandings	tc
914	understood	tc
915	unified	tc
916	unpredictability	tc
917	unstructured	tc
918	usability	tc
919	use	tc
920	used	tc
921	usefulness	tc
922	user requirements	tc
923	uses	tc
924	using	tc
925	value	tc
926	values	tc
927	verified	tc
928	virtualisation	te
929	virtualised resources	te
930	virtualization	te
931	virtualized resources	te
932	vulnerability	tc
933	web services	te
934	web-based	te
935	workflow	tc
936	workload	tc
937	workloads	tc
938	yield	tc

## Anexo 4

### Artículos y Documentos usados para Extracción de Términos

#### A) Artículos para Implementación de Inteligencia Artificial en Inglés

Fuente: Scopus

Número de artículos: 127

- Abdeldayem M.M., Aldeeb H.M., Sharif I.M., Aldulaimi S.H. (2024). Examining the Impact of Total Quality Management on Competitive Advantage: A Case Study of a Private Company in the Kingdom of Bahrain. 2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems, ICETSIS 2024
- Adhikari A., Joshi R., Basu S. (2023). Collaboration and coordination strategies for a multi-level AI-enabled healthcare supply chain under disaster. *International Journal of Production Research*
- Agrawal A., Gans J.S., Goldfarb A. (2024). Artificial intelligence adoption and system-wide change. *Journal of Economics and Management Strategy*, 33(2)
- Ahmad S.F., Han H., Alam M.M., Rehmat M.K., Irshad M., Arraño-Muñoz M., Ariza-Montes A. (2023). Impact of artificial intelligence on human loss in decision making, laziness and safety in education. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1)
- Al Samman A.M., Mohamed A. (2024). Artificial Intelligence, Organizational Justice and Organizational Trust: Towards a Conceptual Framework. 2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems, ICETSIS 2024
- Aleksandrova A., Ninova V., Zhelev Z. (2023). A Survey on AI Implementation in Finance, (Cyber) Insurance and Financial Controlling. *Risks*, 11(5)
- Amankwah-Amoah J., Abdalla S., Mogaji E., Elbanna A., Dwivedi Y.K. (2024). The impending disruption of creative industries by generative AI: Opportunities, challenges, and research agenda. *International Journal of Information Management*
- Ångström R.C., Björn M., Dahlander L., Mähring M., Wallin M.W. (2023). Getting AI Implementation Right: Insights from a Global Survey. *California Management Review*, 66(1)
- Antikainen J., Agbese M., Alanen H.-K., Halme E., Isomaki H., Jantunen M., Kemell K.-K., Rousi R., Vainio-Pekka H., Vakkuri V. (2021). A Deployment Model to Extend Ethically Aligned AI Implementation Method ECCOLA. *Proceedings of the IEEE International Conference on Requirements Engineering*, 2021-September
- Ardichvili A. (2022). The Impact of Artificial Intelligence on Expertise Development: Implications for HRD. *Advances in Developing Human Resources*, 24(2)
- Arias-Pérez J., Chacón-Henao J., López-Zapata E. (2023). Unlocking agility: Trapped in the antagonism between co-innovation in digital platforms, business analytics capability and external pressure for AI adoption?. *Business Process Management Journal*, 29(6)
- Baabdullah A.M. (2024). The precursors of AI adoption in business: Towards an efficient decision-making and functional performance. *International Journal of Information Management*, 75

- Back P. (2021). Real-world reinforcement learning: observations from two successful cases. 34th Bled eConference: Digital Support from Crisis to Progressive Change, BLED 2021 - Proceedings
- Balcioğlu Y.S., Artar M. (2024). Artificial intelligence in employee recruitment. *Global Business and Organizational Excellence*
- Basu S., Majumdar B., Mukherjee K., Munjal S., Palaksha C. (2023). Artificial Intelligence–HRM Interactions and Outcomes: A Systematic Review and Causal Configurational Explanation. *Human Resource Management Review*, 33(1)
- Belhadi A., Kamble S., Fosso Wamba S., Queiroz M.M. (2022). Building supply-chain resilience: an artificial intelligence-based technique and decision-making framework. *International Journal of Production Research*, 60(14)
- Berman A., de Fine Licht K., Carlsson V. (2024). Trustworthy AI in the public sector: An empirical analysis of a Swedish labor market decision-support system. *Technology in Society*, 76
- Bhargava A., Bhargava D., Kumar P.N., Sajja G.S., Ray S. (2022). Industrial IoT and AI implementation in vehicular logistics and supply chain management for vehicle mediated transportation systems. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 13
- Böhmer N., Schinnenburg H. (2023). Critical exploration of AI-driven HRM to build up organizational capabilities. *Employee Relations*, 45(5)
- Booyse D., Scheepers C.B. (2024). Barriers to adopting automated organisational decision-making through the use of artificial intelligence. *Management Research Review*, 47(1)
- Bosse D., Thompson S., Ekman P. (2023). In consilium apparatus: Artificial intelligence, stakeholder reciprocity, and firm performance. *Journal of Business Research*, 155
- Brau R.I., Sanders N.R., Aloysius J., Williams D. (2024). Utilizing people, analytics, and AI for decision making in the digitalized retail supply chain. *Journal of Business Logistics*, 45(1)
- Burström T., Parida V., Lahti T., Wincent J. (2021). AI-enabled business-model innovation and transformation in industrial ecosystems: A framework, model and outline for further research. *Journal of Business Research*, 127
- Buschmeyer K., Hatfield S., Heine I., Jahn S., Markus A.L. (2023). Expectation management in AI implementation projects: a case study. *EuroMed Journal of Business*, 18(3)
- Cao G., Duan Y., Edwards J.S., Dwivedi Y.K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation*, 106
- Chatterjee S., Rana N.P., Dwivedi Y.K., Baabdullah A.M. (2021). Understanding AI adoption in manufacturing and production firms using an integrated TAM-TOE model. *Technological Forecasting and Social Change*, 170
- Chen J., Tajdini S. (2024). A moderated model of artificial intelligence adoption in firms and its effects on their performance. *Information Technology and Management*
- Chen J., Zhou W. (2022). Drivers of salespeople's AI acceptance: what do managers think?. *Journal of Personal Selling and Sales Management*, 42(2)
- Chen L., Jiang M., Jia F., Liu G. (2022). Artificial intelligence adoption in business-to-business marketing: toward a conceptual framework. *Journal of Business and Industrial Marketing*, 37(5)

- Chen Y., Hu Y., Zhou S., Yang S. (2023). Investigating the determinants of performance of artificial intelligence adoption in hospitality industry during COVID-19. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(8)
- Chowdhury S., Dey P., Joel-Edgar S., Bhattacharya S., Rodriguez-Espindola O., Abadie A., Truong L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33(1)
- Chowdhury S., Joel-Edgar S., Dey P.K., Bhattacharya S., Kharlamov A. (2023). Embedding transparency in artificial intelligence machine learning models: managerial implications on predicting and explaining employee turnover. *International Journal of Human Resource Management*, 34(14)
- Dhiwar K. (2024). Artificial Intelligence and Machine Learning in Fashion: Reshaping Design, Production, Consumer Experience and Sustainability. 2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems, ICETSIS 2024
- Drave V.A., Rahman A., Drave J.K., Kumar S., Sharma G.M., Lai K.K. (2021). Implementation of AI in Business Models: A Conceptual Study. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*
- Dwivedi Y.K., Kshetri N., Hughes L., et al. (2023). "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71
- El Bhilat E.M., El Jaouhari A., Hamidi L.S. (2024). Assessing the influence of artificial intelligence on agri-food supply chain performance: the mediating effect of distribution network efficiency. *Technological Forecasting and Social Change*, 200
- El Hajj M., Hammoud J. (2023). Unveiling the Influence of Artificial Intelligence and Machine Learning on Financial Markets: A Comprehensive Analysis of AI Applications in Trading, Risk Management, and Financial Operations. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(10)
- Ersoy A., Ehtiyar V.R. (2023). The impact of artificial intelligence on hospitality employees' work outcomes. *Advances in Hospitality and Tourism Research*, 11(4)
- Farzadmehr M., Carlan V., Vanelslander T. (2023). Designing a survey framework to collect port stakeholders' insight regarding AI implementation: results from the Flemish context. *Journal of Shipping and Trade*, 8(1)
- Foster M.N., Rhoden S.L.N.H. (2020). The integration of automation and artificial intelligence into the logistics sector: A Caribbean perspective. *Worldwide Hospitality and Tourism Themes*, 12(1)
- Fu H.-P., Chang T.-H., Lin S.-W., Teng Y.-H., Huang Y.-Z. (2023). Evaluation and adoption of artificial intelligence in the retail industry. *International Journal of Retail and Distribution Management*, 51(6)
- Gans J.S. (2023). Artificial intelligence adoption in a monopoly market. *Managerial and Decision Economics*, 44(2)
- Ghandour A. (2021). Opportunities and Challenges of Artificial Intelligence in Banking: Systematic Literature Review. *TEM Journal*, 10(4)
- Ghani E.K., Ariffin N., Sukmadilaga C. (2022). Factors Influencing Artificial Intelligence Adoption in Publicly Listed Manufacturing Companies: A

- Technology, Organisation, and Environment Approach. *International Journal of Applied Economics, Finance and Accounting*, 14(2)
- Govori A., Sejdija Q. (2023). Future prospects and challenges of integrating artificial intelligence within the business practices of small and medium enterprises. *Journal of Governance and Regulation*, 12(2)
- Gupta A.K., Srivastava M.K. (2024). Framework for AI Adoption in Health Care Sector: Integrated DELPHI, ISM-MICMAC Approach. *IEEE Transactions on Engineering Management*
- Gupta S., Ghardallou W., Pandey D.K., Sahu G.P. (2022). Artificial intelligence adoption in the insurance industry: Evidence using the technology–organization–environment framework. *Research in International Business and Finance*, 63
- Hall K.R., Harrison D.E., Ajjan H., Marshall G.W. (2022). Understanding salesperson intention to use AI feedback and its influence on business-to-business sales outcomes. *Journal of Business and Industrial Marketing*, 37(9)
- Hangl J., Behrens V.J., Krause S. (2022). Barriers, Drivers, and Social Considerations for AI Adoption in Supply Chain Management: A Tertiary Study. *Logistics*, 6(3)
- Hangl J., Krause S., Behrens V.J. (2023). Drivers, barriers and social considerations for AI adoption in SCM. *Technology in Society*, 74
- Hao X., Demir E. (2024). Artificial intelligence in supply chain decision-making: an environmental, social, and governance triggering and technological inhibiting protocol. *Journal of Modelling in Management*, 19(2)
- Haque A.B., Islam A.K.M.N., Mikalef P. (2023). Explainable Artificial Intelligence (XAI) from a user perspective: A synthesis of prior literature and problematizing avenues for future research. *Technological Forecasting and Social Change*, 186
- Hariyanti E., Janeswari M.B., Moningka M.M., Aziz F.M., Putri A.R., Hapsari O.S., Sutha N.A.A.D., Sinaga Y.A.A., Bendesa M.P. (2023). Implementations of Artificial Intelligence in Various Domains of IT Governance: A Systematic Literature Review. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 9(2)
- Herath H.M.K.K.M.B., Mittal M. (2022). Adoption of artificial intelligence in smart cities: A comprehensive review. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(1)
- Hernandez A.A., Caballero A.R., Albina E.M., Balmes I.L., Niguidula J.D. (2023). Artificial Intelligence for Sustainability: Evidence from select Small and Medium Enterprises in the Philippines. *2023 8th International Conference on Business and Industrial Research, ICBIR 2023 - Proceedings*
- Hmoud B. (2021). The adoption of artificial intelligence in human resource management. *Forum Scientiae Oeconomia*, 9(1)
- Hopf K., Müller O., Shollo A., Thiess T. (2023). Organizational Implementation of AI: Craft and Mechanical Work. *California Management Review*, 66(1)
- Hossain M.A., Agnihotri R., Rushan M.R.I., Rahman M.S., Sumi S.F. (2022). Marketing analytics capability, artificial intelligence adoption, and firms' competitive advantage: Evidence from the manufacturing industry. *Industrial Marketing Management*, 106
- Hruby V. (2024). Exploring AI Adoption Dynamics and Entrepreneurial Orientation in Czech Chemical SMEs: A Pilot Study Perspective. *Scientific Papers of the*

- University of Pardubice, Series D: Faculty of Economics and Administration, 32(1)
- Iaia L., Nespoli C., Vicentini F., Pironti M., Genovino C. (2024). Supporting the implementation of AI in business communication: the role of knowledge management. *Journal of Knowledge Management*, 28(1)
- Jia P., Stan C. (2021). Artificial Intelligence Factory, Data Risk, and VCs' Mediation: The Case of ByteDance, an AI-Powered Startup. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(5)
- Kamoonpuri S.Z., Sengar A. (2023). Hi, May AI help you? An analysis of the barriers impeding the implementation and use of artificial intelligence-enabled virtual assistants in retail. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 72
- Kar S., Kar A.K., Gupta M.P. (2021). Modeling Drivers and Barriers of Artificial Intelligence Adoption: Insights from a Strategic Management Perspective. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 28(4)
- Keegan B.J., Canhoto A.I., Yen D.A.-W. (2022). Power negotiation on the tango dancefloor: The adoption of AI in B2B marketing. *Industrial Marketing Management*, 100
- Khallouk Yassine T., Said A. (2023). Implementing AI in HRM: Leveraging Machine Learning for Smart Recruitment Systems. *2023 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions, ICTMOD 2023*
- Khan A.N., Jabeen F., Mehmood K., Ali Soomro M., Bresciani S. (2023). Paving the way for technological innovation through adoption of artificial intelligence in conservative industries. *Journal of Business Research*, 165
- Kumar A., Krishnamoorthy B., Bhattacharyya S.S. (2024). Machine learning and artificial intelligence-induced technostress in organizations: a study on automation-augmentation paradox with socio-technical systems as coping mechanisms. *International Journal of Organizational Analysis*, 32(4)
- Kumar S., Rao P., Singhania S., Verma S., Kheterpal M. (2024). Will artificial intelligence drive the advancements in higher education? A tri-phased exploration. *Technological Forecasting and Social Change*, 201
- Kumar V., Ashraf A.R., Nadeem W. (2024). AI-powered marketing: What, where, and how?. *International Journal of Information Management*
- Lazo M.P., Ebarido R.A. (2023). Artificial Intelligence Adoption in the Banking Industry: Current State and Future Prospects. *Journal of Innovation Management*, 11(3)
- Lee C.S., Tajudeen F.P. (2020). Usage and impact of artificial intelligence on accounting: Evidence from Malaysian organisations. *Asian Journal of Business and Accounting*, 13(1)
- Lee M.C.M., Scheepers H., Lui A.K.H., Ngai E.W.T. (2023). The implementation of artificial intelligence in organizations: A systematic literature review. *Information and Management*, 60(5)
- Leszkiewicz A., Hormann T., Krafft M. (2022). Smart business and the social value of AI. *Advanced Series in Management*, 28
- Liu Y., Wang X., Qin H. (2023). When cool hospitality brand meets AI: exploring the matching effect of service agents and brand images on brand attitude. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*
- Maragno G., Tangi L., Gastaldi L., Benedetti M. (2023). Exploring the factors, affordances and constraints outlining the implementation of Artificial

- Intelligence in public sector organizations. *International Journal of Information Management*, 73
- Mariani M.M., Machado I., Magrelli V., Dwivedi Y.K. (2023). Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions. *Technovation*, 122
- Mariani M.M., Machado I., Nambisan S. (2023). Types of innovation and artificial intelligence: A systematic quantitative literature review and research agenda. *Journal of Business Research*, 155
- McElheran K., Li J.F., Brynjolfsson E., Kroff Z., Dinlersoz E., Foster L., Zolas N. (2024). AI adoption in America: Who, what, and where. *Journal of Economics and Management Strategy*, 33(2)
- Merhi M.I., Harfouche A. (2023). Enablers of artificial intelligence adoption and implementation in production systems. *International Journal of Production Research*
- Meyer D., Henke M. (2023). Developing design principles for the implementation of AI in PSM: An investigation with expert interviews. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 29(3)
- Mishra D., Mohapatra B., Satpathy A.S., Muduli K., Mishra B., Mishra S., Paliwal U. (2024). The pandemic COVID-19 and associated challenges with implementation of artificial intelligence (AI) in Indian agriculture. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*
- Misra S.K., Sharma S.K., Gupta S., Das S. (2023). A framework to overcome challenges to the adoption of artificial intelligence in Indian Government Organizations. *Technological Forecasting and Social Change*, 194
- Mogaji E., Nguyen N.P. (2022). Managers' understanding of artificial intelligence in relation to marketing financial services: insights from a cross-country study. *International Journal of Bank Marketing*, 40(6)
- Moradi M., Dass M. (2022). Applications of artificial intelligence in B2B marketing: Challenges and future directions. *Industrial Marketing Management*, 107
- Moro-Visconti R., Cruz Rambaud S., López Pascual J. (2023). Artificial intelligence-driven scalability and its impact on the sustainability and valuation of traditional firms. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1)
- Nimpattanavong C., Khan I., Van Nguyen T., Thawonmas R., Choensawat W., Sookhanaphibarn K. (2023). Improving Data Transfer Efficiency for AIs in the DareFightingICE using gRPC. *2023 8th International Conference on Business and Industrial Research, ICBIR 2023 - Proceedings*
- Nzobonimpa S. (2023). Artificial intelligence, task complexity and uncertainty: analyzing the advantages and disadvantages of using algorithms in public service delivery under public administration theories. *Digital Transformation and Society*, 2(3)
- Odeibat A.S. (2023). Exploring the Impact of Managerial Capabilities on the Innovation Potential of Artificial Intelligence and Organizational Capabilities: A Literature Review. *Review of Applied Socio-Economic Research*, 26(2)
- Oliveira D. (2023). Navigating Responsible AI Adoption. *International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management, IC3K - Proceedings*, 2
- Pahari S., Polisetty A., Sharma S., Jha R., Chakraborty D. (2023). Adoption of AI in the Banking Industry: A Case Study on Indian Banks. *Indian Journal of Marketing*, 53(3)

- Pai V., Chandra S. (2022). Exploring Factors Influencing Organizational Adoption of Artificial Intelligence (AI) in Corporate Social Responsibility (CSR) Initiatives. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 14(5)
- Pantano E., Marikyan D., Papagiannidis S. (2024). The dark side of artificial intelligence for industrial marketing management: Threats and risks of AI adoption. *Industrial Marketing Management*, 116
- Pathak P., Bhatt V., Jadhav A. (2022). Impact of Artificial Intelligence: Applications, Transformation Strategy and Future Potential. 2022 International Conference on Data Analytics for Business and Industry, ICDABI 2022
- Pechtor V., Basl J. (2023). Unraveling the processes and challenges of artificial intelligence implementation in the swiss public sector: a toe framework analysis. *IDIMT 2023: New Challenges for ICT and Management - 31st Interdisciplinary Information Management Talks*
- Peretz-Andersson E., Tabares S., Mikalef P., Parida V. (2024). Artificial intelligence implementation in manufacturing SMEs: A resource orchestration approach. *International Journal of Information Management*, 77
- Pinski M., Hofmann T., Benlian A. (2024). AI Literacy for the top management: An upper echelons perspective on corporate AI orientation and implementation ability. *Electronic Markets*, 34(1)
- Prikshat V., Malik A., Budhwar P. (2023). AI-augmented HRM: Antecedents, assimilation and multilevel consequences. *Human Resource Management Review*, 33(1)
- Qahtani E.H.A.L., Alsmairat M.A.K. (2023). Assisting artificial intelligence adoption drivers in human resources management: a mediation model. *Acta Logistica*, 10(1)
- Radhakrishnan J., Gupta S., Prashar S. (2022). Understanding organizations' artificial intelligence journey: A qualitative approach. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 14(6)
- Rahman M., Ming T.H., Baigh T.A., Sarker M. (2023). Adoption of artificial intelligence in banking services: an empirical analysis. *International Journal of Emerging Markets*, 18(10)
- Rana J., Jain R., Santosh K.C. (2023). Automation and AI-Enabled Customer Journey: A Bibliometric Analysis. *Vision*
- Salem M.Z., Rassouli A. (2024). Analyzing the impact of trust in financial institutions on Palestinian consumer attitudes towards AI-powered online banking: understanding key influencing factors. *Competitiveness Review*
- Satornino C.B., Du S., Grewal D. (2024). Using artificial intelligence to advance sustainable development in industrial markets: A complex adaptive systems perspective. *Industrial Marketing Management*, 116
- Shrivastav M. (2021). Barriers Related to AI Implementation in Supply Chain Management. *Journal of Global Information Management*, 30(8)
- Sipola J., Saunila M., Ukko J. (2023). Adopting artificial intelligence in sustainable business. *Journal of Cleaner Production*, 426
- Solaimani S., Swaak L. (2023). Critical Success Factors in a multi-stage adoption of Artificial Intelligence: A Necessary Condition Analysis. *Journal of Engineering and Technology Management - JET-M*, 69
- Suseno Y., Chang C., Hudik M., Fang E.S. (2022). Beliefs, anxiety and change readiness for artificial intelligence adoption among human resource managers: the moderating role of high-performance work systems. *International Journal of Human Resource Management*, 33(6)

- Taherizadeh A., Beaudry C. (2023). An emergent grounded theory of AI-driven digital transformation: Canadian SMEs' perspectives. *Industry and Innovation*, 30(9)
- Tariq M.U., Abonamah A.A. (2021). Proposed strategic framework for effective artificial intelligence adoption in UAE. *Academy of Strategic Management Journal*, 20
- Tiwari P., Rajput N., Garg V. (2022). Artificial Intelligence and Talent Acquisition-Role of HR leaders in Adoption. *Proceedings of 3rd International Conference on Intelligent Engineering and Management, ICIEM 2022*
- Tursunbayeva A., Chalutz-Ben Gal H. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders. *Business Horizons*
- Upadhyay N., Upadhyay S., Al-Debei M.M., Baabdullah A.M., Dwivedi Y.K. (2023). The influence of digital entrepreneurship and entrepreneurial orientation on intention of family businesses to adopt artificial intelligence: examining the mediating role of business innovativeness. *International Journal of Entrepreneurial Behaviour and Research*, 29(1)
- Uren V., Edwards J.S. (2023). Technology readiness and the organizational journey towards AI adoption: An empirical study. *International Journal of Information Management*, 68
- Vakkuri V., Kemell K.-K., Abrahamsson P. (2020). ECCOLA - A Method for Implementing Ethically Aligned AI Systems. *Proceedings - 46th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications, SEAA 2020*
- Valtonen L., Makinen S.J. (2022). Human-in-the-loop: Explainable or accurate artificial intelligence by exploiting human bias?. *2022 IEEE 28th International Conference on Engineering, Technology and Innovation, ICE/ITMC 2022 and 31st International Association for Management of Technology, IAMOT 2022 Joint Conference - Proceedings*
- Von Behr T., Abrahamsson P. (2022). AI Governance and Ethics in Public Procurement: Bridging the Gap Between Theory and Practice. *2022 IEEE 28th International Conference on Engineering, Technology and Innovation, ICE/ITMC 2022 and 31st International Association for Management of Technology, IAMOT 2022 Joint Conference - Proceedings*
- Waardenburg L., Huysman M. (2022). From coexistence to co-creation: Blurring boundaries in the age of AI. *Information and Organization*, 32(4)
- Walter T.B., Bremer M., Kaminski L., Stich V. (2021). A Strategic AI Procedure Model For Implementing Artificial Intelligence. *Proceedings of the Conference on Production Systems and Logistics*
- Wamba-Taguimdje S.-L., Fosso Wamba S., Kala Kamdjoug J.R., Tchatchouang Wanko C.E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7)
- Wang H., Qiu F. (2023). AI adoption and labor cost stickiness: based on natural language and machine learning. *Information Technology and Management*
- Wassie F.A., Lakatos L.P. (2024). Artificial intelligence and the future of the internal audit function. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1)
- Wei R., Pardo C. (2022). Artificial intelligence and SMEs: How can B2B SMEs leverage AI platforms to integrate AI technologies?. *Industrial Marketing Management*, 107
- Werens S., von Garrel J. (2023). Implementation of artificial intelligence at the workplace, considering the work ability of employees, [Implementierung Künstlicher Intelligenz in der Arbeitswelt unter Berücksichtigung der

Arbeitsfähigkeit von Mitarbeitenden]. Zeitschrift für Technikfolgenabschätzung in Theorie und Praxis / Journal for Technology Assessment in Theory and Practice, 32(2)

Wilson C., van der Velden M. (2022). Sustainable AI: An integrated model to guide public sector decision-making. *Technology in Society*, 68

Zebec A., Indihar Štemberger M. (2024). Creating AI business value through BPM capabilities. *Business Process Management Journal*

Zerfass A., Hagelstein J., Tench R. (2020). Artificial intelligence in communication management: a cross-national study on adoption and knowledge, impact, challenges and risks. *Journal of Communication Management*, 24(4)

Zhang C., Zhu W., Dai J., Wu Y., Chen X. (2023). Ethical impact of artificial intelligence in managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 49



## B) Artículos para Implementación de Inteligencia Artificial en Español

Fuente: Google Académico

Número de artículos: 20

- Álvarez, V. B. M., & Chillagana, J. L. C. (2021) Diseño e implementación de un prototipo para el control de gestión de inventario del producto terminado en la fábrica de cueros el al-ce basado en inteligencia artificial. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo
- Belanche, D., & Flavián, C. (s/f). Capítulo IV. Retos de la adopción de los nuevos sistemas de recomendación basados en inteligencia artificial.
- Calle García, J. S., Sotaminga Andi, A. S., Garay Arias, G. N., & Villavicencio Tuares, R. R. (2024). Inteligencia Artificial y su Contribución a la Innovación en las Empresas. *Ciencia y Desarrollo*, 27(2), 245.  
<https://doi.org/10.21503/cyd.v27i2.2618>
- Canossa-Montes De Oca, H., & Peraza-Villarreal, N. (2024). Gestión del Talento Humano en la Era de la Inteligencia Artificial: Retos y Oportunidades en el Entorno Laboral. *593 Digital Publisher CEIT*, 9(1), 302–319.  
<https://doi.org/10.33386/593dp.2024.1.2170>
- Cuadros Mejía, A. (2021). Fallos en gerencia de proyectos: Cinco casos de estudio en Colombia. Editorial Universidad Pontificia Bolivariana.  
<https://doi.org/10.18566/978-958-764-961-1>
- Forigua, R. (2021). La influencia de la inteligencia artificial en el crecimiento de una empresa. Universidad Militar Nueva Granada.
- Fuentes-Gavilanez, L., Erazo-castillo, J. (2023) Retos, estrategias y aplicación de Business Intelligence en la Industria 4.0 para empresas y organizaciones. *Domingo de Ciencias*, Vol. 9, núm. 2
- García-Vera, Y. S., Juca-Maldonado, F. X., & Torres-Gallegos, V. (2023). Automatización de procesos contables mediante Inteligencia Artificial: Oportunidades y desafíos para pequeños empresarios ecuatorianos. *Revista Transdisciplinaria de Estudios Sociales y Tecnológicos*, 3(3), 68-74.
- García Zuluaga, L. (2023). Inteligencia artificial y su influencia en la dirección estratégica: análisis comparativo de su aplicación en la industria de la construcción en Colombia. Universidad Militar Nueva Granada.
- Hernández, E. G. (2024). Hacia una implementación ética e inclusiva de la Inteligencia Artificial en las organizaciones: Un marco multidimensional (arXiv:2405.00225). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2405.00225>
- Hernández, J. C. M. (s/f). Dirección Estratégica de las Tecnologías de Información y Comunicación.
- Martínez, A. M. (s/f). Retos en la implementación de Industria 4.0: El caso de gkn Driveline.
- Martínez, G. D. M.-P., & Gabriela, E. (s/f). Inteligencia Artificial Dentro de la Cadena de Suministros, Fundación Universitaria Del Área Andina.
- Matamoros, H. J. V., & Gonzalez, O. R. F. (s/f). Análisis de la Incidencia de La Inteligencia Artificial en los Procesos Logísticos y de Distribución de las Pymes de Guayaquil.
- Mora, E. A. B. (s/f). Aplicaciones, tendencias, problemáticas y retos de la inteligencia artificial en la logística de distribución. Universidad Militar Nueva Granada.
- Otálvaro, L. M. V. (2023). Adopción de Tecnologías de Inteligencia Artificial: Un estudio para las empresas en Colombia. Universidad EAFIT.

- Pérez, A. (2023). Aplicación Práctica de la Inteligencia Artificial en la Gestión Empresarial. Universidad Rey Juan Carlos.
- Pineda, I. S. P., & Salas, I. D. (2021). Inteligencia Artificial Aplicada a la Cadena de Suministro Globales. Universidad de Córdoba
- Ramos García-Nates, Rocío. 2024. Claves sobre la Inteligencia Artificial para un empresario como tú. Nuevas Tendencias, 111(2024). Universidad de Navarra, España.
- Villarreal Satama, F. L., & Flor Terán, G. A. (2023). Inteligencia Artificial: El reto contemporáneo de la gestión empresarial. ComHumanitas: revista científica de comunicación, 14(1), 94–111. <https://doi.org/10.31207/rch.v14i1.393>



### C) Artículos para Implementación de Computación en la Nube en inglés

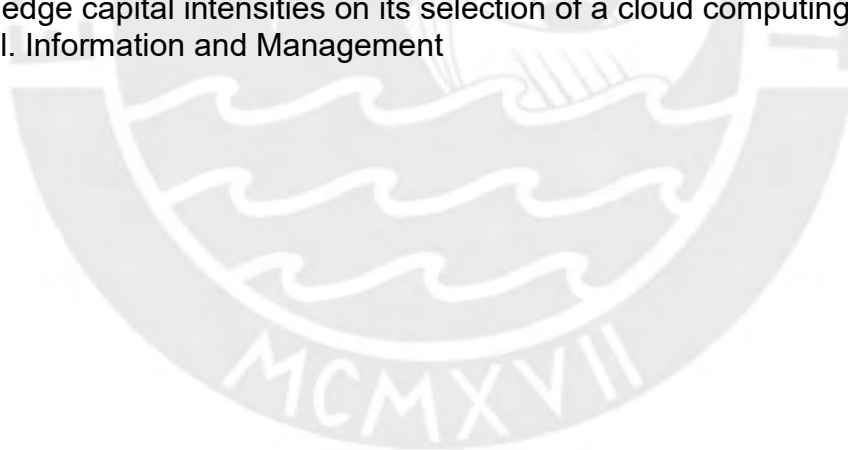
Fuente: Scopus

Número de artículos: 40

- Adjei J.K., Adams S., Mamattah L. (2021). Cloud computing adoption in Ghana; accounting for institutional factors. *Technology in Society*
- Albelaihi A., Khan N. (2020). Top benefits and hindrances to cloud computing adoption in Saudi Arabia: A brief study. *Journal of Information Technology Management*
- Ali O., Osmanaj V. (2020). The role of government regulations in the adoption of cloud computing: A case study of local government. *Computer Law and Security Review*
- Aligarh F., Sutopo B., Widarjo W. (2023). The antecedents of cloud computing adoption and its consequences for MSMEs' performance: A model based on the Technology-Organization-Environment (TOE) framework. *Cogent Business and Management*
- Alismaili S.Z., Li M., Shen J., Huang P., He Q., Zhan W. (2020). Organisational-level assessment of cloud computing adoption: Evidence from the Australian SMEs. *Journal of Global Information Management*
- Alotaibi E.M. (2023). Cloud computing to audit quality-evidence from the Kingdom of Saudi Arabia. *International Journal of Applied Economics, Finance and Accounting*
- Ansong E., Boateng S.L. (2023). Reaching for the "Cloud": The Case of an SME in a Developing Economy. *International Journal of e-Business Research*
- Baral M.M., Verma A. (2021). Cloud Computing Adoption for Healthcare: An Empirical Study Using SEM Approach. *FIIIB Business Review*
- Chang Y.-W. (2020). What drives organizations to switch to cloud ERP systems? The impacts of enablers and inhibitors. *Journal of Enterprise Information Management*
- Chen M., Wang H., Liang Y., Zhang G. (2023). Net and configurational effects of determinants on cloud computing adoption by SMEs under cloud promotion policy using PLS-SEM and fsQCA. *Journal of Innovation and Knowledge*
- Dahooie J.H., Vanaki A.S., Mohammadi N. (2020). Choosing the Appropriate System for Cloud Computing Implementation by Using the Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy CODAS Multiattribute Decision-Making Method (Case Study: Faculty of New Sciences and Technologies of Tehran University). *IEEE Transactions on Engineering Management*
- Deng C.-P., Wang T., Teo T.S.H., Song Q. (2021). Organizational agility through outsourcing: Roles of IT alignment, cloud computing and knowledge transfer. *International Journal of Information Management*
- Edmond D., Prakash V., Garg L., Bawa S. (2022). Adoption of Cloud Services in Central Banks: Hindering Factors and the Recommendations for Way Forward. *Journal of Central Banking Theory and Practice*
- Gupta S., Pani S.K., Muduli K., Vaish A., Kumar A. (2023). Risk Managed Cloud Adoption: An ANP Approach. *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*
- Hiran K.K., Henten A. (2020). An integrated TOE–DoI framework for cloud computing adoption in the higher education sector: case study of Sub-Saharan Africa,

- Ethiopia. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*
- Homan J., Beránek L. (2023). Factors Influencing Cloud Computing Adoption by SMEs in the Czech Republic: An Empirical Analysis Using Technology-Organization-Environment Framework. *Acta Informatica Pragensia*
- Jayeola O., Sidek S., Rahman A.A., Mahomed A.S.B., Hu J. (2022). Cloud computing adoption in small and medium enterprises (SMEs): A systematic literature review and directions for future research. *International Journal of Business and Society*
- Jebreel M., Dweiri M., Zureikat K., Abuhaq E.K., Nassoura A., Alqasass M. (2023). Factors Affecting the Adoption of Amazon Web Services in Government Institutions in Jordan. *2nd International Conference on Business Analytics for Technology and Security, ICBATS 2023*
- Khayer A., Jahan N., Hossain M.N., Hossain M.Y. (2021). The adoption of cloud computing in small and medium enterprises: a developing country perspective. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*
- Khayer A., Talukder M.S., Bao Y., Hossain M.N. (2020). Cloud computing adoption and its impact on SMEs' performance for cloud supported operations: A dual-stage analytical approach. *Technology in Society*
- Li Z., Liang H., Wang N., Xue Y., Ge S. (2021). Efficiency or Innovation? The Long-Run Payoff of Cloud Computing. *Journal of Global Information Management*
- Matias J.B., Hernandez A.A. (2021). Cloud Computing Adoption Intention by MSMEs in the Philippines. *Global Business Review*
- Ouseph S.V.V., Do Valle A.M. (2021). A Modern Paradigm for Cloud Computing Adoption That Brings into Account the Deployment Organisation's Main Concerns. *Proceedings - 2021 International Conference on Advanced Enterprise Information System, AEIS 2021*
- Polyviou A., Venters W., Pouloudi N. (2024). Distant but close: Locational, relational and temporal proximity in cloud computing adoption. *Journal of Information Technology*
- Porkodi S., Raman A.M. (2024). Success of cloud computing adoption over an era in human resource management systems: a comprehensive meta-analytic literature review. *Management Review Quarterly*
- Sallehudin H., Aman A.H.M., Razak R.C., Ismail M., Bakar N.A.A., Fadzil A.F.M., Baker R. (2020). Performance and key factors of cloud computing implementation in the public sector. *International Journal of Business and Society*
- Shahbaz M., Zahid R. (2022). Probing the factors influencing cloud computing adoption in healthcare organizations: A three-way interaction model. *Technology in Society*
- Sharma M., Gupta R., Acharya P. (2020). Prioritizing the Critical Factors of Cloud Computing Adoption Using Multi-criteria Decision-making Techniques. *Global Business Review*
- Sharma M., Gupta R., Acharya P., Jain K. (2023). Systems approach to cloud computing adoption in an emerging economy. *International Journal of Emerging Markets*
- Sharma M., Sehrawat R. (2020). A hybrid multi-criteria decision-making method for cloud adoption: Evidence from the healthcare sector. *Technology in Society*

- Sharma M., Sehrawat R. (2020). Quantifying SWOT analysis for cloud adoption using FAHP-DEMATEL approach: evidence from the manufacturing sector. *Journal of Enterprise Information Management*
- Sharma M., Singh A., Daim T. (2023). Exploring cloud computing adoption: COVID era in academic institutions. *Technological Forecasting and Social Change*
- Shetty J.P., Panda R. (2023). Cloud adoption in Indian SMEs – an empirical analysis. *Benchmarking*
- Shuraida S., Titah R. (2023). An examination of cloud computing adoption decisions: Rational choice or cognitive bias?. *Technology in Society*
- Tachu E. (2022). A quantitative study of the relationship between cloud flexibility and on-premise flexibility. *Issues in Information Systems*
- Wang T., Deng C.-P., Teo T.S.H. (2023). Appropriating IT outsourcing for IT alignment: An adaptive structuration theory perspective. *Technological Forecasting and Social Change*
- Won D., Hwang B.-G., Binte Mohd Samion N.K. (2022). Cloud Computing Adoption in the Construction Industry of Singapore: Drivers, Challenges, and Strategies. *Journal of Management in Engineering*
- Yin B.L.B., Rana M.E. (2024). A Critical Review of Cloud Computing Adoption, Data Security Concerns, and Impact in the Healthcare Landscape. 2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems, ICETSIS 2024
- Zannou A., Leshob A., Rab R., Hadaya P. (2023). A Method for Selecting a Suitable Cloud Computing Deployment Strategy. *Proceedings - 2023 IEEE International Conference on e-Business Engineering, ICEBE 2023*
- Zheng Q., Gu D., Liang C., Fang Y. (2020). Impact of a firm's physical and knowledge capital intensities on its selection of a cloud computing deployment model. *Information and Management*



Fuente: Science Direct  
Número de artículos: 9

- Alassafi, M. O. (2021). Success indicators for an efficient utilization of cloud computing in healthcare organizations: Saudi healthcare as case study. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*
- Bajdor, A. (2022). Perception and evaluation of selected cloud computing factors in the light of conducted research among small and medium-sized enterprises. *Procedia Computer Science*
- Banimfreg, B. H. (2023). A comprehensive review and conceptual framework for cloud computing adoption in bioinformatics. *Healthcare Analytics*
- Hassan, A., Bhatti, S. H., Shujaat, S., Hwang, Y. (2022). To adopt or not to adopt? The determinants of cloud computing adoption in information technology sector. *Decision Analytics Journal*
- Lawan, M.M., Oduoza, C.F. , Buckley, K. (2020). Proposing a conceptual model for cloud computing adoption in upstream oil & gas sector. *Procedia Manufacturing*
- Tella, A., Ukwoma, S. C., Kayode, A. I. (2020). A two models modification for determining cloud computing adoption for web-based services in academic libraries in Nigeria. *The Journal of Academic Librarianship*
- Vinoth, S., Vemula, H. L., Haralayya, B., Mamgain, P., Hasan, M. F., Naved, M. (2022). Application of cloud computing in banking and e-commerce and related security threats. *Materials Today: Proceedings*
- Yakubu, A. S., Kassim, A. M., Husin, M. H (2023). Conceptualizing hybrid model for influencing intention to adopt cloud computing in North-Eastern Nigerian academic libraries. *The Journal of Academic Librarianship*
- Zieliński, R., Koł, S., Zielińska, K. (2023). Assessment of benefits and disadvantages of implementing Cloud-specific solutions in Polish companies on the example of ERP systems. *Procedia Computer Science*